

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E ENGENHARIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

**GERENCIAMENTO DE RESERVATÓRIO DE PETRÓLEO BASEADO EM
CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR POR MEIO DE FILTRO DE PARTÍCULAS**

TÁRSIS BAIA FORTUNATO

ALEGRE, ES

2018



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E ENGENHARIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

**GERENCIAMENTO DE RESERVATÓRIO DE PETRÓLEO BASEADO EM
CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR POR MEIO DE FILTRO DE PARTÍCULAS**

TÁRSIS BAIA FORTUNATO

ALEGRE - ES

2018

Társis Baia Fortunato

**GERENCIAMENTO DE RESERVATÓRIO DE PETRÓLEO BASEADO EM
CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR POR MEIO DE FILTRO DE PARTÍCULAS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Química do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Química.

Área de Concentração: Engenharia Química

Linha de Pesquisa: Modelagem, Otimização e Análise de Processos

Orientador: Prof. Dr. Wellington Betencurte da Silva

Coorientador: Prof. Dr. Julio Cesar Sampaio Dutra

ALEGRE, ES

Fevereiro de 2018

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Setorial Sul, Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)
Bibliotecário: Felício Gomes Corteletti – CRB-6 ES-000646/O

F745g Fortunato, Társis Baia, 1990-
Gerenciamento de reservatório de petróleo baseado em controle preditivo não linear por meio de filtros de partículas / Társis Baia Fortunato. – 2018.

98 f. : il.

Orientador: Wellington Betencurte da Silva.

Coorientador: Julio Cesar Sampaio Dutra.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Universidade Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências Agrárias e Engenharias.

1. Petróleo – Armazenamento. 2. Controle preditivo. 3. Filtro de partículas. 4. Otimização não linear. I. Silva, Wellington Betencurte da. II. Dutra, Julio Cesar Sampaio. III. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro de Ciências Agrárias e Engenharias. IV. Título.

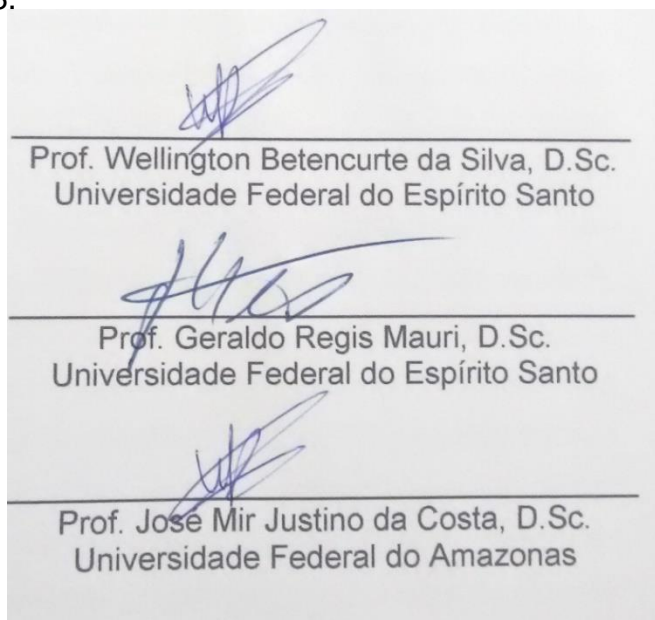
CDU: 66.0

GERENCIAMENTO DE RESERVATÓRIO DE PETRÓLEO BASEADO EM CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR POR MEIO DE FILTRO DE PARTÍCULAS

Társis Baia Fortunato

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Química do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Química.

Examinada em 23 de fevereiro de 2018.



Prof. Wellington Betencurte da Silva, D.Sc.
Universidade Federal do Espírito Santo

Prof. Geraldo Regis Mauri, D.Sc.
Universidade Federal do Espírito Santo

Prof. José Mir Justino da Costa, D.Sc.
Universidade Federal do Amazonas

AGRADECIMENTOS

Esta dissertação não poderia ter sido concluída sem a contribuição de algumas pessoas. Reconheço minha enorme dívida para com os orientadores e amigos Wellington Betencurte e Julio Dutra. Além de lerem o manuscrito e ofereceram sugestões preciosas, são quatro anos de orientação. Foram muitos os ensinamentos. Sou muito grato pela caminhada com vocês.

Sempre agradeço a minha família, aos meus pais pelo incentivo e exemplo, Rosa Helena e Francisco, aos meus irmãos Lucas e Lais e a minha namorada Raquel. A produção desta dissertação só foi possível por causa do apoio incansável deles. Minha maior dívida, porém, é para com Deus, que me permitiu concluir essa etapa, o Teu Espírito é que me capacita dia a dia.

Agradeço aos demais amigos que de alguma forma me apoiaram para concretização desse trabalho.

RESUMO

FORTUNATO, Társis. **Gerenciamento de Reservatório de Petróleo baseado em controle preditivo não linear por meio de filtro de partículas**. 2018. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Universidade Federal do Espírito Santo, Alegre, ES. Orientador: Wellington Betencurte da Silva. Coorientador: Julio Cesar Sampaio Dutra.

A energia é um dos bens mais necessários da humanidade, e essa necessidade continua altamente depende da produção de petróleo e gás. Deste modo, os Sistemas de Produção de Petróleo (SPP) necessitam de avanços continuamente. Atualmente, duas técnicas que compõem as principais tendências da indústria de petróleo e contribuem para o avanço do SPP são o controle preditivo baseado em modelo — do inglês *Model Predictive Control* (MPC)— e as técnicas de estimação de estados. Os SPP possuem características de não linearidades que são vistas, em consequência, também nos modelos matemáticos que reproduzem seus comportamentos. Entretanto, o MPC é uma técnica madura somente para modelos lineares, e sua aplicação em processos não lineares é condicionada a hipóteses simplificadoras. A sua variante *Non-Linear Model Predictive Control* (NMPC), que utiliza modelos não lineares, tem sido indicada para utilização no controle de SPP, pois, não assume hipóteses simplificadoras. Os desafios do NMPC se encontram na resolução do problema de otimização baseada em modelo que integra sua metodologia e também no tratamento de incertezas. Sendo assim, tem sido comum associar NMPC com estimação de estados. Contudo, mesmo havendo várias técnicas de estimação disponíveis são poucas que lidam bem com o caráter não linear do modelo. Deste modo, esta dissertação propõe uma metodologia de controle de um sistema de produção de petróleo considerando a etapa de recuperação secundária *waterflooding* com um NMPC associado à estimação de estados. Ao desafio na etapa de otimização, é aplicada uma metodologia que reformula o problema de otimização como um problema de filtragem e o ótimo é estimado com o Filtro Partículas (PF), que nesta tarefa é renomeado para *Particle Filter Optimization* (PFO). Ao processo estimação de estados, é aplicado também um Filtro de Partículas que não faz nenhuma hipótese simplificadora em relação às incertezas não-Gaussianas. As simulações necessárias durante a aplicação das duas técnicas foram obtidas com o modelo que descreve o escoamento imiscível bifásico óleo-

água e com o método Volumes Finitos na sua variante *Two Point Flux Approximation*. Os resultados mostraram que o PFO manteve a produção no *set point* e que a estimação de estados com PF foi satisfatória, pois, os resultados de monitoramento não apresentaram degeneração nem empobrecimento na reamostragem do PF. Os resultados a respeito do tratamento da incerteza demonstraram que o PF foi capaz de reduzir a incerteza na saturação estimada.

Palavras-chave: Reservatório de Petróleo, Controle Preditivo Não Linear, Estimação de Estados, Filtro de Partículas.

ABSTRACT

FORTUNATO, Társis. **Reservoir Management based on nonlinear model predictive control through particle filter**. 2018. Dissertation. (Master degree in Chemical Engineering) – Federal University of Espírito Santo, Alegre, ES. Adviser: Wellington Betencurte da Silva. Co-adviser(s): Julio Cesar Sampaio Dutra.

Energy is one of humanity's greatest needs and this need continues highly depends on the production of oil and gas. In this sense, the production systems of oil needs advances continuously. Currently, two techniques that make up the main trends of the oil industry and contribute to the advancement of production systems are model predictive control (MPC) and state estimation techniques. The production systems have characteristics of non-linearities that too are seen in the mathematical models that reproduce their behaviors. However, MPC is a mature technique only for linear models, and its application to nonlinear processes is conditioned to simplifying hypotheses. Its Nonlinear Model Predictive Control (NMPC) variant that uses nonlinear models has been indicated for use in the control of production systems, since it does not assume simplifying hypotheses. The challenges of NMPC lie in solving the problem of model-based optimization that integrates its methodology and also in the treatment of uncertainties. Thus, it has been common to associate NMPC with state estimation. However, even though there are several estimation techniques available, there are few that deal well with non-linear models. Thus, this dissertation proposes a methodology of control of the production system considering the step of secondary waterflooding recovery with a NMPC associated with state estimation. To the challenge in the optimization stage is applied a methodology that reformulates the optimization problem as a filtering problem and the optimum is estimated with the Particle Filter (PF), which in this task is renamed to Particle Filter Optimization (PFO). In the process of state estimation, a Particle Filter is applied which makes no simplifying hypothesis in relation to non-Gaussian uncertainties. The simulations required during the application of the two techniques will be obtained with the model describing the two-phase oil-water immiscible flow and the Finite Volumes method in its Two Point Flux Approximation variant. The results showed that the PFO maintained the production at the set point and that the estimation of the PF states was satisfactory, since the monitoring results did not show degeneration or impoverishment in the PF sampling and the results regarding the uncertainty

treatment showed that the PF was able to reduce the uncertainty in the estimated saturation.

Keywords: NMPC; State estimation; TPFA, PFO, Particle Filter.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Demanda energética em tonelada equivalente de petróleo até o ano 2035; a linha pontilhada na vertical o ano de 2017. Fonte: BP (2017), modificada pelo autor.....	21
Figura 2 - Matriz energética mundial em tonelada equivalente de petróleo de 1991 até 2016 BP (2017).	23
Figura 3- Aspecto multidisciplinar do Gerenciamento de Reservatório na perspectiva de diagrama de blocos. Fonte: Satter <i>et al.</i> , (2000), modificada pelo autor.	25
Figura 4: Ilustração da porosidade em uma amostra fictícia de reservatório.	31
Figura 5 - Esquematização geométrica do reservatório de petróleo como uma curva fechada.....	37
Figura 6 - Geometria da Malha: a) vista tridimensional; b) vista bidimensional; c) vista unidimensional.	38
Figura 7 - Algoritmo do esquema de solução IMPES.	39
Figura 8 - Hierarquia de controle aplicada ao GRP. Fonte: Saputelli et al. (2006), modificada pelo autor.....	53
Figura 9 – Esquema MPC. Fonte: Meun (2007), modificada pelo autor.	56
Figura 10 – Diagrama de blocos da metodologia avaliada em forma de <i>loop</i>	66
Figura 11 - Esquema numérico utilizando as técnicas TPFA e IMPES.....	68
Figura 12 - Geometria do estudo de caso.	72
Figura 13 - Campo de permeabilidade do estudo de caso.	72
Figura 14 - Step Response para o problema em estudo.	73
Figura 15 - Controle preditivo não linear com estimação.....	74
Figura 16 - Condição inicial para o campo de saturação.	75
Figura 17 - Condição inicial para o campo de saturação utilizada na estimação.	76
Figura 18 - Campo de saturação durante a simulação para a solução exata e estimada a) Exato - dia 90; b) Estimado - dia 90; c) Exato - dia 180; d) Estimado - dia 180.....	77

Figura 19 - Fração de produção de óleo.	77
Figura 20 - Sample autocorrelation para série temporal1.....	78
Figura 21 - <i>Sample autocorrelation</i> time série 2.	79
Figura 22 -Número Efetivo de Partículas.....	79
Figura 23 - Distribuição dos pesos após a reamostragem: a) dia 1; b) dia 50; c) dia 110; e d) dia 180.	80
Figura 24 – Primeira repetição da aplicação do APFO-NMPC ao estudo de caso. ..	81
Figura 25 – Segunda repetição da aplicação do APFO-NMPC ao estudo de caso. .	81
Figura 26 – Nuvem de soluções para os tempos 1 a 6 dias.	82
Figura 27 - Nuvem de soluções para os tempos 29 a 37 dias.	83
Figura 28 – Histograma da Variável manipulada.	84
Figura 29 – Distribuição a posteriori da função ideal.	85
Figura 30 – Horizonte de Predição.....	86

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Apresentação do tema de pesquisa	15
1.2	Objetivos	18
1.3	Organização do texto	19
2	GERENCIAMENTO DE RESERVATÓRIO DE PETRÓLEO	21
2.1	Cenário Energético Mundial e a Indústria de Petróleo.....	21
2.2	Gerenciamento de Reservatório.....	23
2.3	Comentários.....	26
3	MODELAGEM E SIMULAÇÃO DE RESERVATÓRIO DE PETRÓLEO.....	27
3.1	Simulação e os Modelos de escoamento em reservatório de petróleo	27
3.2	Modelagem do processo <i>waterflooding</i> – modelo imiscível.....	29
3.2.1	Reservatório de petróleo	30
3.2.2	Modelagem Matemática	32
3.3	Solução Numérica: Método Numérico Volumes Finitos	37
3.3.1	Esquemas de Solução.....	38
3.4	Comentários.....	40
4	ESTIMAÇÃO DE ESTADOS.....	42
4.1	A necessidade da Estimação de estados.....	42
4.2	Ajuste de Histórico e Estimação de Estados	43
4.3	Inferência Bayesiana.....	45
4.4	O problema de Filtragem (<i>filtering</i>).....	46
4.5	Filtro de Partículas	47
4.6	Comentários.....	50
5	CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO – MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC).....	52
5.1	MPC no Gerenciamento de Reservatório	52
5.1.1	Fundamentos do MPC.....	54
5.2	Controle Preditivo Baseado em Modelo não Linear (NMPC).....	56

5.3	Otimização baseada em modelo usando <i>Particle Filter Optimization</i>	57
5.3.1	Filtragem para Otimização.....	58
5.4	Comentários.....	60
6	CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO COM ESTIMAÇÃO DE ESTADOS NO GERENCIAMENTO DE RESERVATÓRIO	61
6.1	NMPC com estimação de estados	61
6.2	Comentários.....	64
7	METODOLOGIA	66
7.1	Controle Avançado Utilizando NMPC com Estimação de Estados	66
7.2	Simulação do processo <i>waterflooding</i>	67
7.3	Estimação de estados	68
7.4	Controle preditivo com NMPC	70
7.5	Descrição do estudo de caso	71
8	RESULTADOS.....	73
8.1	APFO-NMPC	73
9	CONCLUSÃO E SUGESTÕES	87
	REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA.....	88

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo traz uma introdução ao problema em estudo. São apresentados também os objetivos da pesquisa que norteiam o presente trabalho. Por fim, é apresentada a organização do texto.

1.1 Apresentação do tema de pesquisa

A energia é um bem vital para sociedade moderna, e a demanda energética da humanidade a cada ano vem crescendo (BP, 2017). Mesmo frente a uma revolução energética em que energias renováveis buscam ganhar espaço na matriz energética mundial, um relatório emitido em 2017 pela BP (*British Petroleum*) — uma multinacional petroleira — mostrou que o consumo de energia é, ainda, e certamente por um bom tempo, constituído em grande parte, cerca de 60%, de derivados do petróleo e gás natural. Isto destaca a relevância que esse setor da indústria ainda tem para a sociedade e justifica os estudos para melhor desempenho das atividades de exploração e refino do petróleo.

Os sistemas de produção de petróleo são os responsáveis por extrair os hidrocarbonetos do reservatório e contribuir para a indústria petroleira suprir a crescente demanda energética. Os sistemas de produção para superar a demanda crescente estão sempre em busca de avanços tecnológicos (SATTER *et al.*, 2000). Por exemplo, na década de 50, os investimentos em pesquisa para criação de simuladores proporcionaram a possibilidade de se planejar melhor a produção com o uso dessa ferramenta (CORDAZZO, 2006). Ainda sobre os simuladores, entre as décadas de 70 e 90, os esforços se voltaram para aprimorar o conhecimento acerca das propriedades dos reservatórios que influenciam diretamente a simulação (SATTER *et al.*, 2000). Ainda hoje se veem esforços na área de simulação em busca de algoritmos de solução cada vez mais aperfeiçoados (LIE, 2016).

Ainda que se busquem avanços, o seguimento de simulação numérica, no momento atual, conta com modelagens de escoamento em reservatório em diferentes etapas de recuperação de petróleo bem estabelecidas na literatura (PEACEMAN, 1977; CHEN *et al.*, 2006; CHEN, 2007). O mesmo vale para os métodos numéricos aplicados para solução desses modelos. Destaca-se o Método Volumes Finitos (MVF) bastante utilizado entre os estudiosos de mecânica dos fluidos devido ao seu

caráter conservativo, e que possui algumas variantes aplicadas a simulação de reservatório de petróleo como o *Two Point Flux Approximation* (TPFA) (LIE, 2016; AARNES; GIMSE; LIE, 2007; MOYNER; LIE, 2014; CHEN; MALLISON; DURLOFSKY, 2008; LUNDE, 2007).

Nos dias atuais, a simulação, além de ser uma ferramenta no planejamento da produção, beneficia outras técnicas ao ser incorporada em suas sistemáticas. Duas dessas técnicas são: o controle preditivo baseado em modelo, do inglês *Model Predictive Control* (MPC), e a estimação de estados. Essas duas técnicas proporcionam a indústria de petróleo seguir umas de suas principais tendências, que é operar sistemas de produção otimizando a recuperação de hidrocarbonetos, enquadrando-o nos requisitos operacionais, ambientais e financeiros. Por isso, tem tomado a atenção da academia (CAPOLEI, 2013; GREMA *et al.*, 2012; HANSSEN *et al.*, 2015; KROGSTAD, 2015; MAGHSOUDI, 2016; MIDTTUN, 2015; MORADI; RASAEI, 2017; NAJAFIAZAR, 2014; SOPRANO, 2013; CREVILLÉN-GARCÍA *et al.*, 2017; HASAN, 2013; MORADI; RASAEI, 2017; AACKERMANN, 2015; LOPEZ, 2011; CABRAL, 2015; AZAD; CHALATURNYK; MOVAGHATI, 2015).

Um exemplo da importância dessas duas técnicas são as pesquisas que as unem em uma malha, geralmente, associada ao termo gerenciamento de reservatório (BEENDORF; JANSEN, 2016; CAPOLEI *et al.* 2013; VAN DER HOF *et al.*, 2012; NAJAFIAZAR, 2014; MORADI; RASAEI 2017; SAPUTELLI *et al.*, 2006; AZAD; CHALATURNYK; MOVAGHATI, 2015). A união dessas duas técnicas não exclui o potencial individual de cada uma, ao contrário, é devido aos bons resultados individuais que surge a possibilidade de explorar seus potenciais em conjunto.

Os bons resultados alcançados pela técnica de controle MPC nas aplicações de refino levou a sua aplicação nos sistemas de produção (FOSS, 2012). O MPC é uma técnica de controle avançado aplicado geralmente na camada de controle supervisorio (SEBORG *et al.*, 2011). Esta abordagem tem como característica obter o sinal de controle utilizando um modelo do processo resolvendo um problema de otimização baseado na predição do comportamento do processo em um horizonte de tempo a cada instante de amostragem (QIN; BADGWELL, 2003). As técnicas de MPC são eficazes na utilização de modelos lineares. Porém, a sua aplicação em processos não lineares é fruto de simplificações (CAMACHO; BORDONS, 2007). Os resultados com seu uso no controle de produção de petróleo, dentro das limitações impostas pelas simplificações, são considerados bons (ESSEN *et al.*, 2010; ESSEN; HOF, 2013; FOSS, 2012; VAN DEN HOF *et al.*, 2012).

A variante que utiliza modelos não lineares nomeada de *NonLinear Model Predictive Control* (NMPC) vem sendo aplicada e tendo incentivos quanto ao seu uso no controle de produção de petróleo, devido ao fato de lidar melhor com as não-linearidades do processo sem assumir hipóteses simplificadoras (CAPOLEI *et al.*, 2015a; GREMA *et al.*, 2012; JANSEN; BOSGRA; VAN DEN HOF, 2008). O amadurecimento da técnica NMPC é paralelo ao crescimento de técnicas de otimização não linear baseada em modelo, uma vez que é neste ponto que são impostos os desafios à metodologia do NMPC (CAMACHO; BORDONS, 2007).

A classe de métodos de otimização randômica é uma alternativa para tratar problemas de otimização não linear baseada em modelo (ZLOCHIN *et al.*, 2004; ZHOU *et al.* 2014). Em específico, pode-se citar o método *Particle Filter Optimization* (PFO) — nome dado Filtro de Partículas quando utilizado em problemas de otimização — tendo visto que possui uma fundamentação em teoria da probabilidade que lhe possibilita lidar melhor com otimização baseada em modelo (ZHOU *et al.* 2008; ZHOU *et al.* 2014; LIU *et al.*, 2016)

As não linearidades da dinâmica de reservatórios não impõem desafios somente ao controle, mas também à estimação de estados ao lidarem com incertezas inerentemente não-Gaussianas devido às não linearidades. O *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) é um dos mais aplicados no Ajuste de Histórico, nome dado à prática dada de estimação de estados nos sistemas de produção de petróleo. O EnKF sobressai por não assumir hipóteses simplificadoras como a de linearização (VAN DEN HOF *et al.*, 2012; BEENDORF; JANSEN, 2016; VAN LEEUWEN *et al.*, 2015)(VAN LEEUWEN; CHENG; REICH, 2015)(VAN LEEUWEN; CHENG; REICH, 2015)(VAN LEEUWEN; CHENG; REICH, 2015).

Outros métodos na literatura também possuem destaque por não fazerem o uso de hipóteses simplificadoras como o Filtro de Partículas (PF) (VAN LEEUWEN *et al.*, 2015). Porém, o FP não possui ainda destaque no contexto de tratamento de incertezas durante o Ajuste de Histórico porque não lida bem com problemas de grandes dimensões, como é caso dos reservatórios de petróleo (YOON, 2016; BENGTTSSON *et al.*, 2008; ADES; VAN LEEUWEN, 2015; LUO *et al.*, 2011). Tendo em vista o seu enorme potencial por não assumir nenhuma hipótese simplificadora, esforços têm sido feitos para aplicação do FP em sistemas de grande escala como o caso do *Auxiliary Particle Filter* (APF) indicado por alguns autores como uma alternativa para alta dimensões (YOON, 2016; ADES; VAN LEEUWEN, 2015; PENNY; MIYOSHI, 2016; VAN LEEUWEN *et al.*, 2015).

Outro tópico que merece destaque nos sistemas de produção de petróleo é o que chama de *waterflooding*, pois é o método mais adotado na produção de petróleo (CHANG *et al.*, 2016; VAN DEN HOF *et al.*, 2012). Os sistemas de produção possuem diversas etapas de recuperação de óleo, e cada uma tem singularidades devido aos diferentes métodos aplicados. Esses métodos influenciam de grande maneira a dinâmica do reservatório de petróleo e, conseqüentemente, influenciam a simulação que, por sua vez, impacta as técnicas que a utilizam — como o controle baseado em modelo e a estimação de estados.

O método de *waterflooding* é o processo no qual água é injetada para manutenção da pressão e lavagem do meio poroso (GREMA *et al.*, 2016). As técnicas aqui abordadas são atraentes para serem estudadas considerando este processo, devido ao fato de que este processo não foge à característica comum das variadas etapas de produção de óleo e apresenta dinâmicas, não-linearidades e incertezas não gaussianas, ou seja, impõem os desafios citados até aqui para as ferramentas de controle, estimação e otimização (BENNDORF, JANSEN, 2017; CAPOLEI *et al.*, 2015; JANSEN *et al.*, 2008; SAPUTELLI *et al.*, 2006).

O presente trabalho propõe a utilização de uma metodologia composta por dois Filtros de Partículas: um para estimação, isto é, o APF aplicado à etapa de estimação de estados, abordado com um problema de filtragem, e outro, PFO, para o controle preditivo baseado em modelo não-linear do reservatório com o processo de *waterflooding*. O processo de *waterflooding* é simulado utilizando uma modelagem bem difundida dada por Peaceman (1977) e solucionada pelo método dos Volumes Finitos TPFA.

1.2 Objetivos

O objetivo deste trabalho é implementar o controle com estimação de estados para um sistema de produção de petróleo considerando a etapa de *waterflooding*. O controle é referente ao nível supervisorório aplicando a metodologia do NMPC que utiliza um Filtro de Partículas (*Particle Filter Optimization - PFO*) para a solução da etapa de otimização, e outro Filtro de Partículas (*Auxiliary Particle Filter - APF*) para a solução da etapa de estimação de estados.

Neste sentido, os objetivos específicos são:

- Preparar a solução numérica do modelo de *waterflooding* obtida para servir tanto como modelo do processo no controle preditivo quanto para o problema inverso na estimação de estados;
- Implementar o APF para Estimação de estados;
- Implementar o NMPC utilizando o PFO para o controle da recuperação secundária de óleo - *waterflooding*;
- Avaliar o desempenho da estimação de estados;
- Avaliar o desempenho do NMPC.

1.3 Organização do texto

O texto desta dissertação está estruturado em capítulos, os quais estão dispostos da seguinte maneira:

No capítulo 2 - **Gerenciamento de Reservatório** - é apresentado um panorama geral dos sistemas de produção e a sua relação com o termo Gerenciamento de Reservatório. Além disso, são também apontados o controle baseado em modelo e a estimação de estado como técnicas de destaque neste seguimento.

No capítulo 3 - **Modelagem e Simulação de Reservatório de Petróleo** - são apresentados os detalhes referentes a modelagem e simulação do escoamento em reservatório de petróleo considerando a etapa de *waterflooding*. Os fundamentos da modelagem são referentes ao modelo imiscível e os fundamentos da solução do modelo são referentes ao método dos Volumes Finitos TPFA.

No capítulo 4 - **Estimação de Estados** - são apresentadas as bases da estimação de estados como o Teorema de Bayes e o problema de filtragem utilizando o Filtro de Partículas como solução.

No capítulo 5 - **Controle Preditivo Baseado em Modelo – Model Predictive Control (MPC)** - são apresentados os fundamentos relevantes da técnica NMPC, bem como o problema de otimização baseado em modelo que lhe compõem.

No capítulo 6 - **Controle com Estimação de Estados no Gerenciamento de Reservatório** - são apresentados aspectos importantes da aplicação de controle com estimação de estado no gerenciamento de reservatório.

No capítulo 7 - **Metodologia** - são apresentados os procedimentos necessários para a implementação do controle com estimação de estados no gerenciamento de reservatório.

No capítulo 8 - **Resultados e Discussão** - são apresentados os principais resultados de todas as etapas desse trabalho de pesquisa, acompanhados de uma discussão sobre seus significados.

No capítulo 9 - **Conclusão** - são apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

2 GERENCIAMENTO DE RESERVATÓRIO DE PETRÓLEO

Este capítulo apresenta uma visão geral sobre o tema Gerenciamento de Reservatório de Petróleo. Primeiramente, são apresentados alguns detalhes a respeito do cenário energético mundial e o papel das indústrias de petróleo e gás nesse contexto. Em seguida, os sistemas de produção são situados dentro dos diversos da indústria de petróleo, e é apresentada também a relação do termo gerenciamento de reservatório e os sistemas de produção. Após isso, o tema gerenciamento de reservatório é conduzindo até às técnicas de controle baseado em modelo e estimação de estados.

2.1 Cenário Energético Mundial e a Indústria de Petróleo

Ao longo de sua história, o ser humano descobre, cria e inventa diversos tipos de coisas que se tornam essenciais para seu modo de vida. Uma dessas descobertas é a geração de energia. Aplicada em diversos setores, ela pode ser considerada um dos pilares da sociedade moderna. A humanidade tem se tornado cada vez mais dependente da energia, como mostra a Figura 1 em termos de tonelada equivalente de petróleo (*toe - tonne of oil equivalent*).

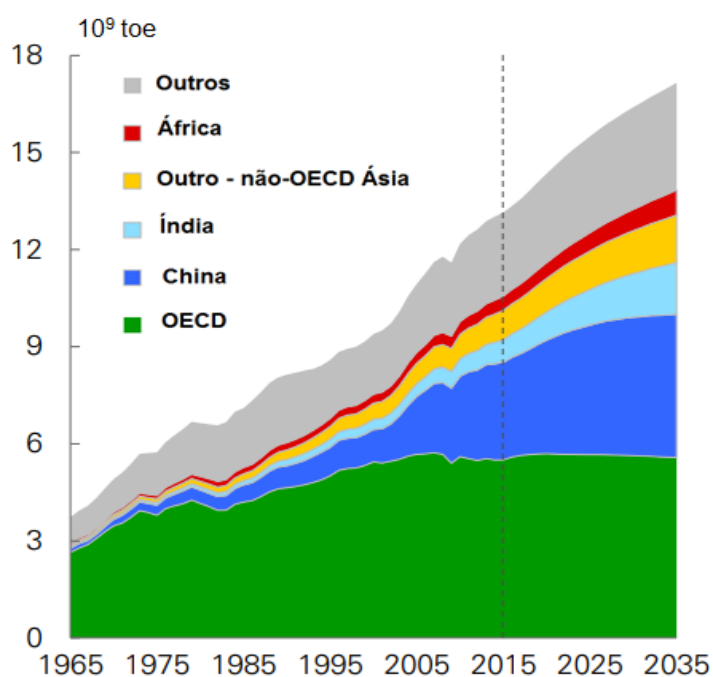


Figura 1 - Demanda energética em tonelada equivalente de petróleo até o ano 2035; a linha pontilhada na vertical no ano de 2017. Fonte: BP (2017), modificada pelo autor.

Na Figura 1, são apresentadas as previsões das demandas de alguns países e continentes. A legenda não-OECD Ásia é referente aos países da Ásia não pertencentes a *Organisation for Economic Co-operation and Development* (OECD). Esta é uma organização não governamental com objetivo de estimular o progresso econômico com políticas de negócios entre seus 35 membros e países parceiros. O Brasil, apesar de não ser membro, devido à sua economia emergente desperta interesses na OECD. Isto proporciona relações próximas do país com esta organização (OECD, 2017).

A demanda energética figura há anos entre as principais motivações para pesquisas em busca de avanços na indústria de petróleo e gás. A busca de incrementos que otimizem os meios de produção, e supram a demanda, carrega consigo diversos outros fatores desafiadores, tais como satisfazer o desejo privado de lucro e alcançar a sustentabilidade requerida pela sociedade moderna. A Figura 1 faz parte de um relatório emitido em 2017 pela BP (*British Petroleum*) onde fundamenta ainda mais esta motivação. Espera-se um aumento de 35% na demanda de energia entre o ano de 2015 e 2035.

O fato de a demanda energética crescer e vir a servir de combustível motivacional para indústria de petróleo pode soar inconsistente. Alguns fatores que podem contribuir para isso são a pluralidade energética da atualidade e os argumentos ligados a sustentabilidade, como o de que as fontes não renováveis de energia devam cair em desuso. Entretanto, a Figura 2 mostra que o consumo de energia está ainda, e certamente por um considerável período, intimamente ligado com consumo de petróleo e gás. Deste modo, há de se notar que os avanços nestas áreas são, então, necessários para possibilitar que a indústria de petróleo e gás possa suprir o crescimento no consumo energético.

Tendo em vista este contexto, o progresso das pesquisas na indústria de petróleo e gás tem abrangido diversos campos desde o *upstream* até o *downstream*. Entretanto, é no *upstream*, mais precisamente na exploração de petróleo, que está inserida uma das principais tendências da indústria de petróleo e gás da atualidade, segundo Moradi e Rasaei (2017), que é alcançar melhor desempenho e custo reduzido para funcionamento de sistemas de produção (exploração).

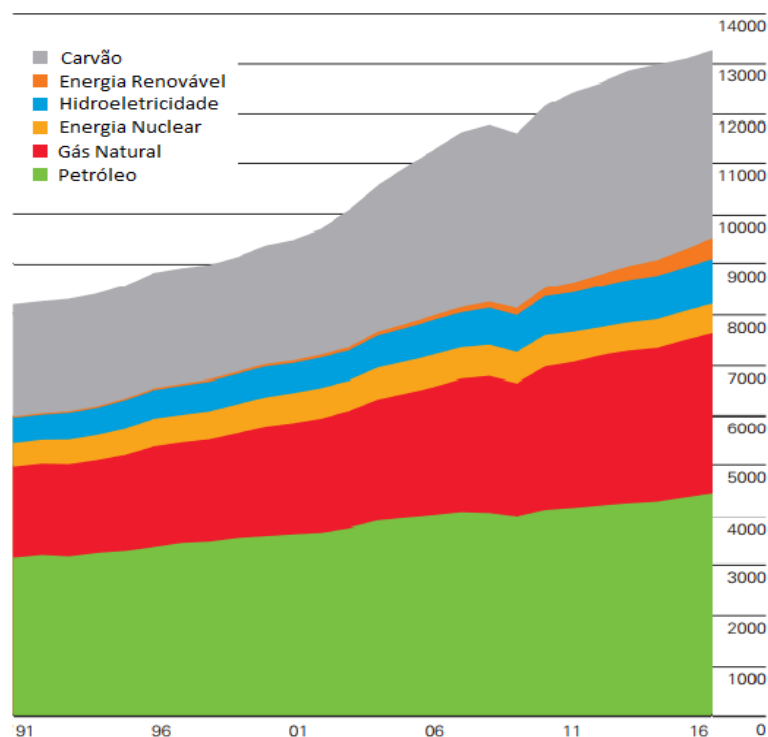


Figura 2 - Matriz energética mundial em tonelada equivalente de petróleo de 1991 até 2016.
Fonte: BP (2017).

2.2 Gerenciamento de Reservatório

A indústria de petróleo é constituída de muitos processos, tais como: exploração, produção, transporte, refino e comercialização de produtos. Uma prática comum na organização destes processos é a sua divisão em seguimentos. Existem diferentes formas de divisões, encontram-se desde três divisões e outras mais detalhadas chegando até cinco divisões baseadas nas características destes processos (FOSS, 2012; JAFARINEJAD, 2016; BP, 2018; STI, 2018). Não há, no melhor conhecimento do autor, convenção de qual divisão é padrão, e cada contexto faz uso do detalhamento que lhe é necessário. Contudo, a divisão em três seguimentos é a mais usual (JAFARINEJAD, 2016).

Os três seguimentos são *upstream*, *midstream* e *downstream*. De maneira geral, o *upstream* inclui os processos de exploração, desenvolvimento e produção de petróleo e gás; o *midstream* tem como atividades a separação primária, armazenamento e transporte; e o *downstream* é o seguimento de processamento e operações de mercado (FOSS, 2012; JAFARINEJAD, 2016; BP, 2018; STI 2018).

Algumas organizações incluem as atividades do *midstream* no seguimento de *upstream*, como em BP (2018).

Concentrando a atenção no *upstream*, é neste seguimento que estão inseridos os sistemas de produção de petróleo, como já mencionado. Segundo Economides *et al.* (2013), os sistemas de produção envolvem o reservatório e as estruturas de instalação do poço, separação e armazenamento. Esses subsistemas são por vezes estudados de forma segregada. Por exemplo, Ribeiro *et al.* (2016) estudaram ferramentas de controle aplicadas aos subsistemas de poço e processamento primário fundamentando todo o trabalho na dinâmica que acontece nos poços e pré-processamento. Já outros autores, como Grema *et al.* (2016) e Capolei *et al.* (2015), aplicaram ferramentas de controle, tratamento de incerteza e otimização no reservatório de petróleo considerando somente a dinâmica deste. Os trabalhos sobre os sistemas de produção com enfoque na dinâmica do reservatório de petróleo são geralmente associados ao termo *reservoir management*, em tradução literal gerenciamento de reservatório.

O Gerenciamento de Reservatórios (GR) é até mesmo tratado com uma disciplina em específico como em Satter *et al.* (2000), e tem a seguinte definição: o GR é o conjunto de planejamento e decisões multidisciplinares sobre o funcionamento das instalações de produção de um campo de petróleo com o objetivo de maximizar a recuperação de hidrocarbonetos (SATTER *et al.*, 2000). As decisões multidisciplinares geram uma união, como mostra a Figura 3, com o único objetivo de aprimorar a produção. Isto demonstra a sinergia entre as disciplinas, mas, não exclui a individualidade de cada componente na busca desse objetivo. Por esse motivo, o GR é por vezes abordado em diferentes óticas de conhecimento. A título de exemplo, são encontradas na literatura algumas abordagens: Klein (2002) abordou o tema a partir da ótica da engenharia de produção, já Krogstad (2015) e Midttun (2015) fizeram a abordagem a partir do ponto de vista de um engenheiro de controle.

Além do enfoque natural, devido à multidisciplinaridade, há também um enfoque sazonal, ou seja, de tempos em tempos o foco do GR é alguma disciplina em específico. Uma linha do tempo resumida é encontrada em Satter *et al.* (2000), onde apontaram algumas fases pelas quais o GR passou durante algumas décadas: antes de 1970, a engenharia de reservatórios era considerada o aspecto técnico mais importante do gerenciamento de reservatórios. Durante as décadas de 70 a 90,

os benefícios da união entre Engenharia e Geologia foram reconhecidos como o expoente, ou seja, temas como a descrição detalhada do reservatório a partir de conceitos geológicos e a simulação numérica do comportamento dos reservatórios tiveram destaque.

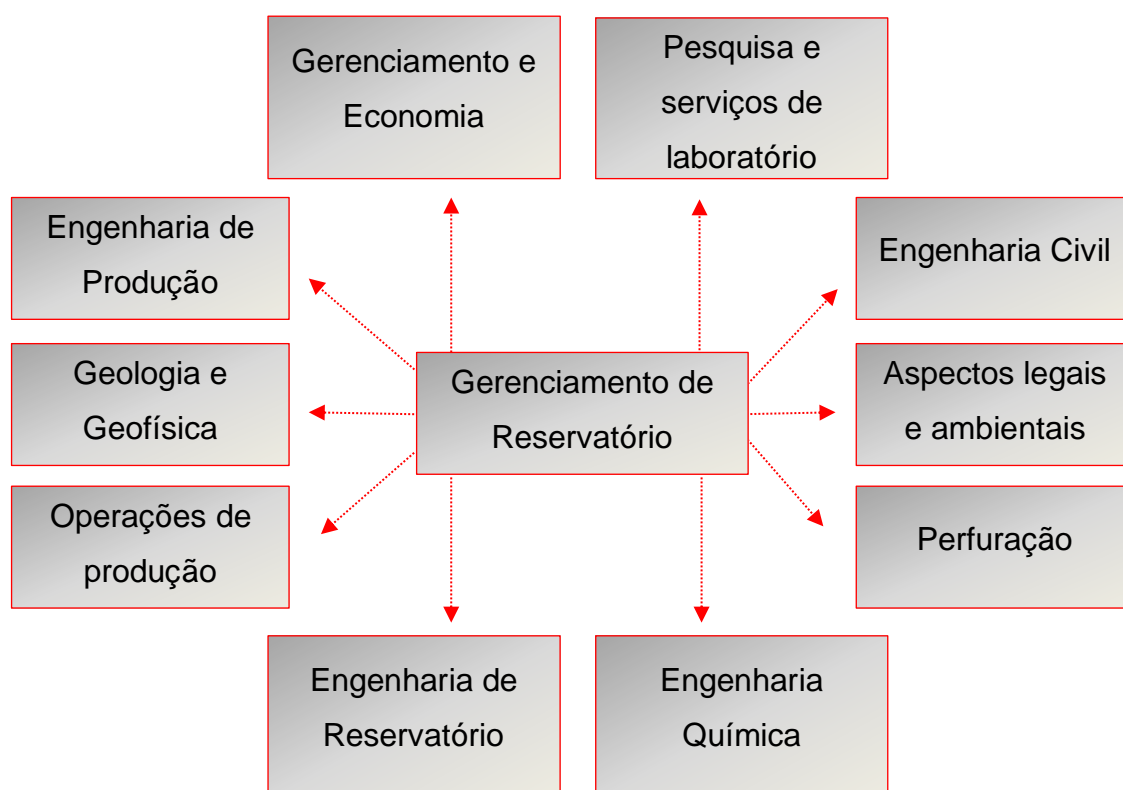


Figura 3- Aspecto multidisciplinar do Gerenciamento de Reservatório na perspectiva de diagrama de blocos. Fonte: Satter *et al.*, (2000), modificada pelo autor.

Nos dias atuais, destaca-se que as principais tendências da indústria de petróleo e gás estão relacionadas com uma confiabilidade superior, melhor desempenho e custo reduzido para funcionamento de sistemas de produção mais complexos utilizando automação (MORADI; RASAEI, 2017). No contexto de gerenciamento de reservatório de petróleo, a tendência apresentada é confirmada. Os tópicos a respeito de Controle Baseado em Modelo e Estimação de Estados, que permitem o alcance dos objetivos afirmados na tendência, são facilmente encontrados na literatura (CAPOLEI, 2013; CAPOLEI *et al.*, 2015; GREMA *et al.*, 2012; HANSSEN *et al.*, 2015; KROGSTAD, 2015; MAGHSOUDI, 2016; MIDTTUN, 2015; MORADI; RASAEI, 2017; NAJAFIAZAR, 2014; HASAN, 2013; AACKERMANN, 2015; LOPEZ, 2011; CABRAL, 2015; AZAD; CHALATURNYK; MOVAGHATI, 2015; BENDORF *et al.*, 2017; VAN ESSEN *et al.* 2012; VAN DEN HOF *et al.*, 2012; FOSS, 2012; ESSEN *et al.*, 2010).

2.3 Comentários

O capítulo foi iniciado com argumentos que chamam a atenção para a indústria de petróleo e a necessidade de avanços neste setor devido à crescente demanda energética. Os sistemas de produção são, então, colocados como contribuintes para esses avanços. Em seguida, buscou-se afunilar os sistemas de produção nos trabalhos que consideram a dinâmica do reservatório de petróleo, o gerenciamento de reservatório de petróleo.

A expressão gerenciamento de reservatório, semanticamente, pode não levar de imediato à ligação com técnicas de controle e estimação, salvo os leitores que já possuem conhecimento do contexto. Deste modo, apresentaram-se aqui as possibilidades de enfoque do gerenciamento de reservatório devido a multidisciplinaridade — essa característica vai ser explorada no capítulo 5. Apresentou-se também que o GR passa por tendências de pesquisas. Aliando os dois argumentos, pode-se aproximar o gerenciamento de reservatório e as técnicas de controle baseado em modelo e estimação estados, e também colocá-las em destaque neste seguimento.

Neste ponto, poder-se-ia fornecer mais informações ao leitor deste texto a respeito dos trabalhos dados como referência da afirmação anterior. Porém, entende-se que é mais didático apresentar os detalhes desses trabalhos após já se terem fornecidos alguns fundamentos do tema. Apresentá-los todos neste capítulo tornaria o capítulo mais denso e menos didático. Deste modo, isso é feito progressivamente no restante dos capítulos.

Portanto, os principais objetivos deste capítulo foram o de proporcionar ao leitor o entendimento do conceito de gerenciamento de reservatório e a sua relação básica com as técnicas de controle baseado em modelo e estimação de estados. Os capítulos a seguir exploram a modelagem e simulação — utilizadas no controle e estimação—, depois a estimação de estado e o controle baseado em modelo..

3 MODELAGEM E SIMULAÇÃO DE RESERVATÓRIO DE PETRÓLEO

Este capítulo apresenta a modelagem e aspectos da simulação do escoamento de reservatório de petróleo, considerando a etapa de recuperação *waterflooding*. O tema é iniciado com abordagem das aplicações da simulação na indústria de petróleo. Em seguida, são apontados alguns detalhes a respeito das modelagens de escoamento em reservatório de petróleo. Seguido a este tópico, a modelagem do escoamento imiscível bifásico óleo-água é apresentada. Por fim, são dados os fundamentos do Método do Volumes Finitos *Two Point Flux Approximation*.

3.1 Simulação e os Modelos de escoamento em reservatório de petróleo

A simulação numérica de reservatório de petróleo nasceu na década de 1950. A motivação deste fato foi a necessidade de uma ferramenta que aprimorasse o planejamento das atividades de produção (CORDAZZO, 2006). Sendo assim, as indústrias petroleiras não mediram esforços e concentraram-se em pesquisas para acoplar análise numérica e os computadores da época. Nessa ocasião, nasceram os primeiros simuladores de reservatório de petróleo (CORDAZZO, 2006).

Atualmente, a simulação mantém sua vocação para o planejamento das atividades, mas desempenha também papel fundamental em técnicas que fazem parte das principais tendências da indústria de petróleo. É o caso das técnicas de controle baseado em modelo e estimação de estados. Ambas as técnicas possuem a simulação como constituintes de suas metodologias. Deste modo, é vital que a simulação empregada nesses métodos esteja à altura dos excelentes resultados pretendidos por eles.

A simulação é fortemente dependente da obtenção de um modelo matemático que represente adequadamente a dinâmica em estudo. Uma modelagem que não represente de maneira apropriada o processo pode influenciar significativamente nos resultados de simulação. Deste modo, é essencial a utilização de modelos condizentes com a dinâmica do sistema. Existem diversos modelos que são utilizados na simulação de reservatório de petróleo. A diversidade dos modelos está intimamente ligada aos diferentes métodos de produção de petróleo empregado. Isto é, pode-se associar determinado modelo a uma etapa de exploração do poço de petróleo e a técnica utilizada para produção (CHEN *et al.*, 2006).

De acordo com Chen *et al.* (2006), antes do início da produção, o reservatório contém somente gás e óleo — geralmente, a presença de água pode ser desconsiderada. Na grande maioria das vezes, ao ser iniciada a produção, a pressão é tão alta que os hidrocarbonetos são produzidos por descompressão natural. Esse estágio da produção é referido como recuperação primária, e chega ao fim no momento que ocorre o equilíbrio de pressão entre o campo de petróleo e a atmosfera. Ainda segundo Chen *et al.* (2006), a recuperação primária tem eficiência de 30 a 25% em relação a todo o petróleo contido no reservatório. Nesta etapa, o modelo de escoamento monofásico de gás ou petróleo é o mais indicado, pois, neste primeiro instante, geralmente só existe escoamento de uma fase.

Após a pressão do reservatório entrar em equilíbrio com a atmosfera, a próxima etapa de recuperação do petróleo é feita pela injeção de um líquido através de poços, enquanto o petróleo é produzido através de outros poços. Esse processo serve para manter a pressão, e, conseqüentemente, fazer a manutenção das taxas de vazão do reservatório, além de promover processos mecânicos que movimente fluido no meio poroso (AARNES; GIMSE; LIE, 2007; LUNA, 2012). Esse estágio de recuperação de petróleo é nomeado de recuperação secundária (CHEN *et al.*, 2006).

Caso seja utilizada água como fluido, o processo recebe o nome de *waterflooding* (GREMA *et al.* 2016). Nessa etapa, considerando processo de *waterflooding*, sendo as fases água e óleo, e a pressão estando acima do ponto de bolha do óleo, o modelo de escoamento imiscível bifásico é o modelo apropriado. Porém, caso a pressão esteja abaixo do ponto de bolha, a fase de hidrocarbonetos naturalmente se divide em uma fase gasosa. Nessa configuração, o modelo *black oil* representa melhor a dinâmica do escoamento ao incorporar o fenômeno de troca de massa entre as fases de hidrocarbonetos (CHEN *et al.*, 2006).

Após as recuperações iniciais, que ao somar suas produções, obtém-se uma eficiência de cerca de 40% de recuperação de petróleo e são aplicadas então técnicas de recuperação avançada (*Enhanced Oil Recovery* - EOR) (SOPRANO, 2013). Essas técnicas fazem uso de efeitos térmicos e químicos para continuar a explorar o reservatório. Existe uma diversidade maior de modelos nesta etapa de recuperação devido à variedade de métodos que podem ser empregados. Um exemplo é o modelo que descreve a dinâmica do reservatório durante o EOR é o modelo Composicional. Ele descreve os fenômenos durante o escoamento submetido a efeitos químicos para recuperação avançada, como a injeção de CO₂.

Esse modelo utiliza equações de estado em conjunto com a formulação matemática básica de um meio poroso para determinar a quantidade de fases e as suas composições com o conhecimento *a priori* das espécies químicas envolvidas (CHEN *et al.*, 2006; CHEN 2007).

Dentre os diversos modelos que são desenvolvidos para se adequar com mais eficácia à realidade do reservatório, as modelagens para escoamentos da recuperação secundária apresentados por Peaceman (1977) são bastante difundidas. Isso pode ser compreendido primeiramente pelo fato de que ao longo dos anos, o método mais empregado para aumentar o fator de recuperação de óleo de um reservatório tem sido o *waterflooding* (SULEYMANOV *et al.*, 2016; OGBEIWI *et al.*, 2018; VAN DER HOF *et al.*, 2012). Ademais, o seu uso é devido também aos resultados proporcionados por essa modelagem ao longo de anos (CHEN *et al.*, 2006). Destaca-se aqui a modelagem de escoamento imiscível dada por Peaceman (1977).

3.2 Modelagem do processo *waterflooding* – modelo imiscível

A modelagem de escoamento em reservatórios de petróleo está inserida no contexto de meio poroso, que tem uma modelagem matemática macroscópica, e conta com pesquisas desde o ano de 1800 (CHEN *et al.*, 2006). Essa linha de pesquisa envolve inúmeros problemas relevantes para sociedade, como o estudo de contaminantes em aquíferos e captura de CO₂. Os modelos já são bastante difundidos em literatura e contam com obras clássicas. Por clássico, entende-se uma obra que mantém seu valor sem que outra tenha revogado sua contribuição, como as obras de Peaceman (1977), Chen *et al.* (2006) e Chen *et al.* (2007).

O entendimento a respeito da formação dos reservatórios e suas propriedades é fundamental para compreensão de sua modelagem. Entender o que ocorre na realidade é o passo inicial para entender as hipóteses impostas, variáveis e parâmetros utilizados na modelagem e na simulação (MELHUS, 2015).

3.2.1 Reservatório de petróleo

Segundo Lie (2014), os reservatórios de petróleo consistem em uma rocha sedimentar de porosidade e permeabilidade suficiente para armazenar e escoar os fluidos armazenados. Essa rocha é conhecida como rocha reservatório. A criação dessa rocha se dá pelo processo de sedimentação, que leva alguns anos e é caracterizada fortemente por anisotropia.

Ainda segundo esse autor, com o tempo os corpos rochosos de deposição são soterrados cada vez mais profundamente, e expostos a processos termoquímicos. Os sedimentos não se constituem somente de grãos de areia, lama, e partículas de rocha pequenas, mas também de restos de organismos vivos. O material orgânico comprimido e exposto a estes processos se transforma em petróleo bruto e gás natural.

As propriedades físicas e químicas de cada reservatório são singulares, e podem variar consideravelmente no espaço. Isso é devido às inúmeras variáveis relacionadas ao seu processo de formação. O conhecimento dessas propriedades é fundamental na modelagem e simulação numérica de um escoamento em meio poroso (AARNES; GIMSE; LIE, 2007; MELHUS, 2015).

A determinação de tais propriedades é obtida da seguinte forma: medidas diretas são realizadas utilizando amostras do reservatório. Porém, a área coberta por essas medições é pequena perto da dimensão do reservatório (MELHUS, 2015). Deste modo, para obter uma caracterização para todo o domínio do reservatório, os dados são submetidos a técnicas de *upscaling* para determinação das propriedades nas áreas não medidas (MELHUS, 2015; LIE, 2014).

A modelagem dessas propriedades dá origem ao modelo geológico, modelo de parâmetros ou modelo de entrada (AARNES; GIMSE; LIE, 2007; MELHUS, 2015). Mesmo com avanços tecnológicos ainda não é possível uma caracterização por completo do reservatório, e o modelo geológico fica sujeito a incertezas (AARNES; GIMSE; LIE, 2007). No modelo geológico, duas características importantes a se destacar são: a porosidade e permeabilidade. Pois, as duas são elementos chaves no escoamento em meio poroso.

3.2.1.1 Porosidade e Permeabilidade

Definindo um volume de controle arbitrário em uma rocha, a porção de vazios é definida como porosidade. Essa propriedade é importante para transmitir a capacidade de armazenamento de fluido. Como o interesse é simular o escoamento de fluido, a consideração de que todos os espaços vazios estejam conectados entre si faz-se necessária. Este tipo de porosidade assumida pode ser definida como porosidade efetiva (LUNA, 2012). Matematicamente, a porosidade, ϕ , pode ser definida como razão de volumes vazios, V_p , da matriz sólida (rocha reservatório) pelo volume total da matriz sólida denotado pelo termo V_t . Então:

$$\phi = \frac{V_p}{V_t} \quad (1)$$

A Equação 1 só é válida para casos de rocha incompressível. A Figura 4 mostra a ilustração de uma amostra de rocha com ampliação da porosidade.

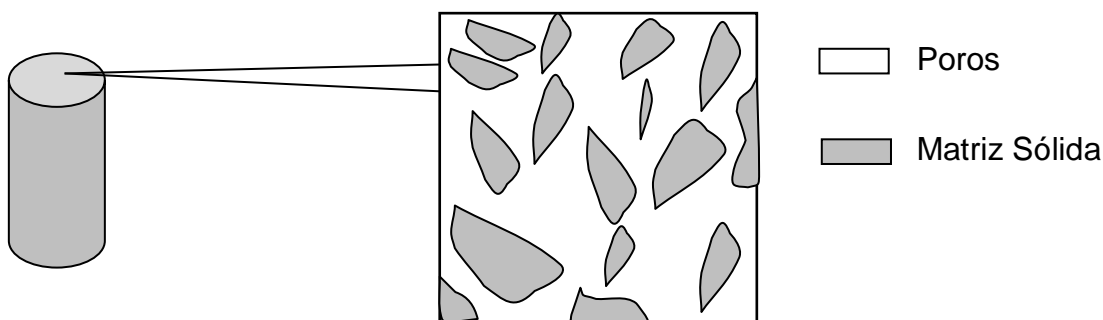


Figura 4: Ilustração da porosidade em uma amostra fictícia de reservatório.

Uma propriedade que está ligada a porosidade e pode ser considerada como função da mesma, é a permeabilidade. Esta propriedade mede a capacidade de um único fluido escoar por um meio poroso (CHEN *et al.*, 2006). A definição precisa de permeabilidade é dada como um fator de proporcionalidade entre a velocidade do fluido e o gradiente de pressão na percolação deste fluido por um meio poroso (LIE, 2014). Essa relação é conhecida como lei de Darcy, e é abordada na seção seguinte deste trabalho.

A permeabilidade é medida em m^2 , ou também na unidade darcy ($1D \approx 0,987 \times 10^{-12} m^2$). No contexto de reservatórios de petróleo, 1D é considerado como uma permeabilidade alta, Lie (2014) afirmou que a faixa de permeabilidade para

escoamento de líquido varia entre 0,1 mD a 20 D, e para gases vai até 10 mD. A permeabilidade é, em geral, considerada como um tensor, ou seja, tem variação em todas as direções. A Equação 2 mostra a permeabilidade como um tensor completo.

$$K = \begin{pmatrix} K_{xx} & K_{xy} & K_{xz} \\ K_{yx} & K_{yy} & K_{yz} \\ K_{zx} & K_{zy} & K_{zz} \end{pmatrix} \quad (2)$$

A permeabilidade é definida somente para uma fase. Quando se trabalha com escoamento multifásico, é necessária a adoção de uma nova propriedade: a permeabilidade relativa. Essa propriedade leva em consideração a interferência de uma fase na capacidade de escoamento de outra em um meio poroso. A permeabilidade relativa geralmente é obtida através de modelos empíricos. Uma curva típica dessa propriedade é obtida em função da saturação residual da água e óleo (AARNES; GIMSE; LIE, 2007; CHEN *et al.*, 2006; LUNA, 2012; SILVA, 2008).

A saturação residual da água, S_{rw} , e a saturação residual do óleo, S_{rn} , representam a menor saturação possível para fase em processo mecânico, por exemplo, quando uma fase é varrida por outro fluido (LUNA, 2012). As Equações 3 e 4 mostram um modelo quadrático utilizado por vários pesquisadores para relacionar a saturação com as saturações residuais (AARNES; GIMSE; LIE, 2007; CHEN *et al.*, 2006; LUNA, 2012; SILVA, 2008).

$$k_{rw}(S_w) = \left(\frac{S_w - S_{rw}}{1 - S_{rw} - S_{rn}} \right)^2 \quad (3)$$

$$k_{rn}(S_w) = \left(\frac{1 - S_w - S_{rw}}{1 - S_{rw} - S_{rn}} \right)^2 \quad (4)$$

Neste trabalho, é adotado o subscrito w para fase molhante (fase água), e n para não-molhante (fase óleo). Nas equações acima, k_r , é a saturação residual e S_w a saturação da fase água, que é mais bem definida na seção de modelagem.

3.2.2 Modelagem Matemática

A modelagem de escoamento em meio poroso é feita basicamente pelo princípio de conservação da massa, momento e energia, em que a equação de momento é dada pela Lei de Darcy (DARCY, 1856 apud CHEN *et al.*, 2006). A seguir, é feito o

desenvolvimento da modelagem do escoamento bifásico imiscível. Para chegar a tal modelo, é feito primeiro o desenvolvimento do modelo monofásico. A partir do qual se deriva o modelo bifásico. Toda a formulação mostrada está disposta de forma condensada, mas, para uma leitura mais rica em detalhes, indica-se Peaceman (1977) e Chen *et al.* (2006).

Para um fluxo de fase única, a Lei de Darcy é representada pela Equação 6, e na sua forma diferencial Equação 7.

$$Q = \frac{KA \Delta p}{\mu L} \quad (6)$$

$$v = \frac{Q}{A} = -\frac{K}{\mu} \frac{\partial p}{\partial x} \quad (7)$$

Nestas representações, Q é taxa de fluxo volumétrico que passa através de um meio poroso com comprimento L , e A representa a área de seção transversal. A variação de pressão neste meio poroso é dada pelo termo Δp , μ é a viscosidade do fluido, K a permeabilidade absoluta, v a velocidade superficial, e $\partial p / \partial x$ o gradiente de pressão na direção x . A Equação 7 não faz menção a gravidade. Para considerar os efeitos gravitacionais é adicionado um termo com a função profundidade D . Assim, a representação da Lei de Darcy em três dimensões é mostrada pela Equação 8, em que ρ representa a densidade do fluido e g a gravidade:

$$v = -\frac{K}{\mu} (\nabla p - \rho g \nabla D) \quad (8)$$

A Equação 9 mostra a representação da equação de conservação de massa, em que o termo fonte ou sumidouro, é denotado pelo termo q .

$$\frac{\partial(\phi \rho)}{\partial t} + \nabla \cdot (v \rho) = q \quad (9)$$

Dessa forma, introduzindo a Equação 8 na Equação 9, obtém-se a Equação 10 que modela o fluxo de uma única fase em um meio poroso.

$$\frac{\partial(\phi \rho)}{\partial t} + \nabla \cdot \left(-\frac{\rho K}{\mu} (\nabla p - \rho g \nabla D) \right) = q \quad (10)$$

A Equação 10 tem consistência dimensional somente em três dimensões (PEACEMAN, 1977). Para aplicações em uma dimensão ou duas dimensões, é necessária a introdução do fator α que é dado pelas Equações 12 a 13 e se utiliza a Equação 11 como modelo para o escoamento em questão.

$$\alpha \frac{\partial(\phi \rho)}{\partial t} + \nabla \cdot \left(-\alpha \frac{\rho K}{\mu} (\nabla p - \rho g \nabla D) \right) = \alpha q \quad (11)$$

$$\alpha = \Delta y \Delta z \quad \text{para uma dimensão} \quad (12)$$

$$\alpha = \Delta z \quad \text{para duas dimensões} \quad (13)$$

$$\alpha = 1 \quad \text{para três dimensões} \quad (14)$$

A partir dessa formulação monofásica pode ser obtido o escoamento multifásico. A modelagem do escoamento imiscível incompressível bifásico, onde não se considera a troca de massa entre as fases é dado a seguir. Para esse modelo, é necessária a definição de saturação e de pressão capilar. A saturação de uma fase é definida como a fração de volume ocupado em um poro, e a pressão capilar, p_c , como a diferença de pressão entre a fase do óleo e fase da água — empiricamente a pressão capilar é função da saturação S_w (CHEN *et al.*, 2006; PEACEMAN, 1977). Essas relações são mostradas pelas Equações 15 e 16.

$$S_w + S_n = 1 \quad (15)$$

$$p_c = p_n - p_w \quad (16)$$

Para o escoamento multifásico, a Lei de Darcy é modificada com a introdução do termo de permeabilidade relativa. Para $i = w, n$, a Lei de Darcy é dada pela Equação 17. O termo k_{ri} , representa a permeabilidade relativa da fase.

$$v_i = - \frac{K k_{ri}}{\mu_i} (\nabla p_i - \rho_i g \nabla D) \quad (17)$$

O modelo geral para escoamento imiscível bifásico é dado pelas Equações 18 e 19. O termo α também é dado pelas Equações 12, 13 e 14.

$$\nabla \cdot \left(\alpha \frac{\rho_w K k_{rw}}{\mu_w} \nabla (p_w - \rho_w g \nabla z) \right) + \alpha q_w = \frac{\partial(\phi \rho_w S_w)}{\partial t} \alpha \quad (18)$$

$$\nabla \cdot \left(\alpha \frac{\rho_n K k_{rn}}{\mu_n} \nabla (p_n - \rho_n g \nabla z) \right) + \alpha q_n = \frac{\partial(\phi \rho_n S_n)}{\partial t} \alpha \quad (19)$$

As equações descritas no modelo acima são suficientes para fornecer um resultado satisfatório para o escoamento bifásico imiscível em meio poroso. Entretanto, Peaceman (1977) propôs duas equações alternativas derivadas das Equações 18 e 19, as quais são também conhecidas como modelo segregado. O intuito foi obter equações com características matemáticas que pudessem ser exploradas na

aplicação do método numérico. Para mais detalhes a respeito dessas características indica-se Fortunato (2015). A primeira equação é descrita em termos da pressão, denominada Equação da Pressão. A segunda, escrita em termos de saturação, é chamada de Equação da Saturação.

A derivação da Equação de Pressão é iniciada dividindo a Equação 18 por ρ_w , e a Equação 19 por ρ_n . Assumindo que a rocha e o fluido são incompressíveis, podem-se reescrever essas equações da seguinte forma:

$$-\nabla \cdot v_w + Q_w = \phi \frac{\partial(S_w)}{\partial t} \quad (20)$$

$$-\nabla \cdot v_n + Q_n = \phi \frac{\partial(S_n)}{\partial t} \quad (21)$$

Sendo, $Q_i = q_i/\rho_i$ a vazão volumétrica específica da fase i . Somando as Equações 20 e 21, obtem-se a Equação 32.

$$-\nabla \cdot (v_w + v_n) + Q_w + Q_n = \phi \frac{\partial(S_n + S_w)}{\partial t} \quad (22)$$

Levando em consideração a Equação 15, e definindo a velocidade total $v_w + v_n = v$, e vazão volumétrica total $Q_w + Q_n = Q$. Obtém-se a Equação da pressão:

$$\nabla \cdot v = Q \quad (23)$$

Utilizando a Lei de Darcy:

$$\nabla \cdot (-K\lambda_n(\nabla(p_n - \rho_w g \nabla D) - K\lambda_w(\nabla(p_w - \rho_w g \nabla D))) = Q \quad (24)$$

Pode-se ainda reescrever em termos de pressão capilar:

$$\nabla \cdot \left(-K((\lambda_n + \lambda_w)\nabla p + \frac{(\lambda_n + \lambda_w)}{2} - (\lambda_w \rho_w + \lambda_n \rho_n)g \nabla D) \right) = Q \quad (25)$$

Nesta representação, a mobilidade da fase segue a seguinte relação: $\lambda_i = k_{ri}/\mu_i$. Pode-se ainda definir a mobilidade total como segue a Equação 26.

$$\lambda_T = \lambda_o + \lambda_w \quad (26)$$

A equação da saturação é obtida para fase água. Essa escolha da fase é feita comumente, e de forma arbitrária na literatura (PEACEMAN,1997; AZIZ, 1993; CARVALHO, 2005). Primeiramente, aplica-se o gradiente na Equação 26.

$$\nabla p_c = \nabla p_n - \nabla p_w \quad (27)$$

Reescrevendo a Lei de Darcy para cada fase, e utilizando a mobilidade da fase, obtém-se:

$$v_w = -K\lambda_w(\nabla p_w - \rho_w g \nabla D) \quad (28)$$

$$v_n = -K\lambda_n(\nabla p_n - \rho_n g \nabla D) \quad (29)$$

Multiplicando a Equação 28 por λ_n , e a Equação 29 por λ_w :

$$\lambda_n v_w = -K\lambda_n \lambda_w (\nabla p_w - \rho_w g \nabla D) \quad (30)$$

$$\lambda_w v_n = -K\lambda_w \lambda_n (\nabla p_n - \rho_n g \nabla D) \quad (31)$$

Subtraindo a Equação 30 da Equação 31:

$$\lambda_w v_n - \lambda_n v_w = -K\lambda_n \lambda_w (\nabla p_n - \rho_n g \nabla D - \nabla p_w + \rho_w g \nabla D) \quad (32)$$

Inserindo a Equação 27 em 32:

$$-\lambda_w v_n + \lambda_n v_w = K\lambda_n \lambda_w \nabla p_c - K\lambda_n \lambda_w (\rho_n - \rho_w) g \nabla D \quad (33)$$

Rearranjando os termos:

$$\lambda v_w = \lambda_w v + K\lambda_n \lambda_w (\nabla p_c + (\rho_w - \rho_n) g \nabla D) \quad (34)$$

Definindo o fluxo fracional $f = \lambda_i / \lambda_T$, e o termo:

$$h_w = \frac{-\lambda_n \lambda_w}{\lambda} \frac{\partial p_c}{\partial S_w} \quad (35)$$

Obtém-se assim a velocidade da fase aquosa em função da velocidade total.

$$v_w = f_w v - Kh_w \nabla S_w + K\lambda_n f_w (\rho_w - \rho_n) g \nabla D \quad (36)$$

Substituindo na Equação 20:

$$-\nabla \cdot \rho_w (f_w v - Kh_w \nabla S_w + K\lambda_n f_w (\rho_w - \rho_n) g \nabla D) + q_w = \frac{\partial (\rho_w S_w \phi)}{\partial t} \quad (37)$$

Considerando rocha e fluido incompressíveis, obtém-se a Equação da Saturação:

$$-\nabla \cdot (f_w v - Kh_w \nabla S_w + K\lambda_n f_w (\rho_w - \rho_n) g \nabla D) + Q_w = \phi \frac{\partial (S_w)}{\partial t} \quad (38)$$

Para completar o modelo, se faz necessária a determinação de condições iniciais e de contorno coerentes. Em simulação de reservatório de petróleo, é comum definir o mesmo como uma curva fechada como mostra a Figura 5, com poços injetores e produtores sendo tratados como condições de contorno interna (AZIZ, 1996; CHEN; HUAN, 2006; LUNA, 2012; PEACEMAN, 1977; SILVA, 2008). Podem-se destacar três tipos de condições mais usuais nesse caso.

- Condição de contorno do tipo de Dirichlet: A pressão é especificada nas fronteiras ou nos poços.
- Condição de contorno do tipo de Neumann: Expressa o fluxo através da fronteira e pode ser usada para especificar a taxa de produção em poços.
- Condição de contorno do tipo de Robin: Este terceiro tipo é a combinação dos dois anteriores.

Para a Equação de saturação, as condições de contorno e inicial são dadas pela Equação 39.

$$\begin{aligned} S_w(x, 0) &= S_w^0 \text{ em } \Omega \\ S_w(x, t) &= S_w^i \text{ em } \setminus\Omega\setminus \end{aligned} \quad (39)$$

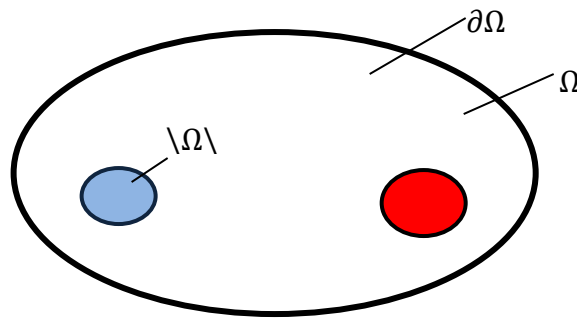


Figura 5 - Esquematização geométrica do reservatório de petróleo como uma curva fechada

Na Equação 39, as fronteiras do domínio, Ω , são denotadas por $\partial\Omega$, e as fronteiras internas por $\setminus\Omega\setminus$.

3.3 Solução Numérica: Método Numérico Volumes Finitos

Segundo Hirsch (2007), a aplicação do método numérico para resolução de equações diferenciais está inserida na fase de discretização. Uma vez definido o modelo de equações a se usar, e também definida a malha do espaço, as equações diferenciais podem ser discretizadas levando a sua transformação a equações algébricas discretas, para cada ponto da malha.

Existem três métodos numéricos tradicionais em simulação de reservatório de petróleo, o Método das Diferenças Finitas, o Método dos Volumes Finitos e o Método dos Elementos Finitos (CHEN *et al.*, 2006). O Método dos Volumes Finitos é uma técnica bem difundida entre usuários que trabalham com escoamento de fluidos

em geral (MALISKA, 2004). Segundo Maliska (2004), todo método que satisfaz a conservação da propriedade em nível de volumes elementares é um método de Volumes Finitos. Existem diversas variações do método de Volumes Finitos.

Ao contextualizar o método de Volumes Finitos com simulação de escoamento em reservatório de petróleo, pode-se citar uma variação desse método que é muito aplicada a simuladores comerciais. Essa técnica é chamada de *Two Point Flux Approximation* (TPFA) (AARNES; GIMSE; LIE, 2007). A praticidade desta técnica consiste na utilização de apenas dois volumes controle para a determinação de um nó. O seu viés se encontra quando o modelo geológico necessita de aplicação de malhas não ortogonais. Dessa forma, a técnica TPFA só consegue lidar com o tensor permeabilidade na sua forma diagonal. Caso ela seja aplicada, por exemplo, a um tensor permeabilidade completo, se perderia informações do escoamento. Contudo, a técnica TPFA é bem vista, pois, consegue obter um nível de acurácia satisfatório (LIE, 2014).

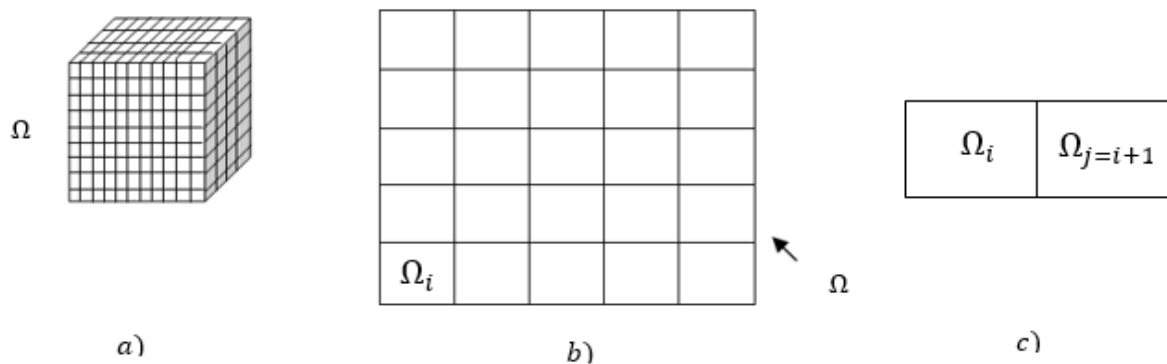


Figura 6 - Geometria da Malha: a) vista tridimensional; b) vista bidimensional; c) vista unidimensional.

Na Figura 6, são mostradas as malhas ortogonais, necessárias a utilização TPFA, e estruturadas em diferentes vistas dimensionais. Nas Figuras 6 (a) e 6 (b), são enfatizadas as nomenclaturas de discretização, isto é, são mostradas as nomenclaturas dos volumes de controle Ω_i .

3.3.1 Esquemas de Solução

Uma vez que a resolução das equações que descrevem o escoamento em reservatórios de petróleo envolve sistemas de equações diferenciais parciais dependentes do tempo, um problema importante na simulação numérica é a

discretização temporal. Essa característica tem caráter determinante na viabilidade da solução (MALISKA, 2004).

Na simulação de reservatórios utilizando os modelos bifásicos, que possuem duas equações, existem algumas variações destas discretizações temporais. Por exemplo, o SS (*Simultaneous Solution*) e o IMPES (*Implicit Pressure Explicit Saturation*). O SS é um esquema básico indicado para equações de escoamento multifásico que resolve todas as equações acopladas ao mesmo tempo e de forma implícita (AZIZ, 1993; CARVALHO, 2005; PEACEMAN, 1977; SILVA, 2008).

O IMPES é uma variação para conseguir uma melhor estabilidade, sem implicar em elevado custo computacional, e é aplicado ao modelo segregado que possui uma equação da pressão e uma equação da saturação. Este esquema funciona bem para os problemas de não-linearidades intermediárias. Por exemplo, pode ser empregado em um escoamento de duas fases incompressíveis (CHEN *et al.*, 2006).

A Figura 7 mostra o algoritmo do esquema de solução IMPES.

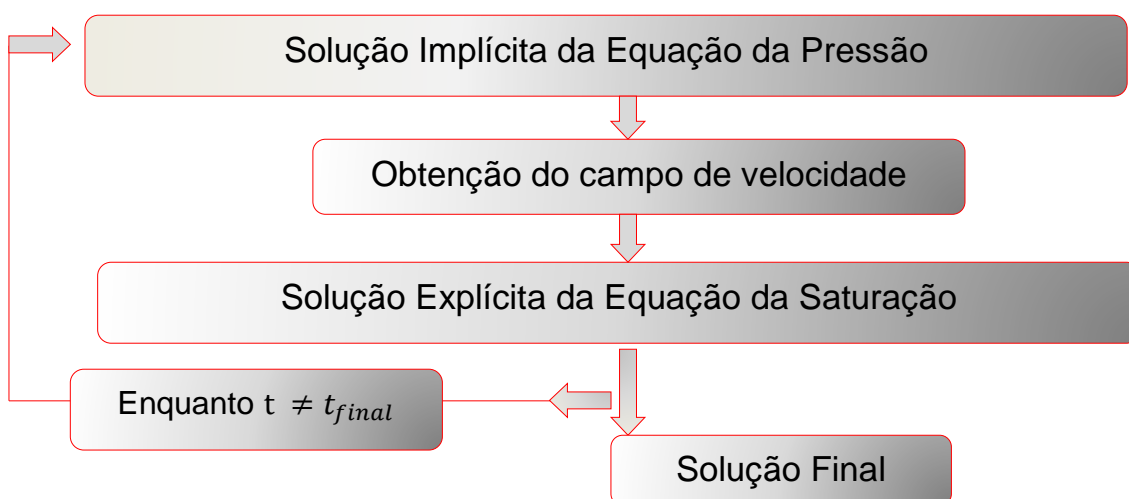


Figura 7 - Algoritmo do esquema de solução IMPES.

Este esquema objetiva uma melhor estabilidade da solução, sem implicar em elevado custo computacional. Porém, uma desvantagem está na solução explícita da Equação de Saturação. Essa solução é dependente do passo no tempo, de modo que uma escolha errada pode ocasionar oscilações e, até mesmo, não convergir (MALISKA, 2004). Em vista disto, deve ser estabelecida uma condição de estabilização. Aarnes *et al.*, (2007) apresentaram uma condição de estabilização com dependência somente da velocidade. Dessa forma, a condição é atualizada

somente mediante a um novo campo de pressão. A Equação 40 mostra a função deste passo no tempo para a solução da Equação de Saturação.

$$\Delta t \leq \min_{i} \left[\left(\frac{\phi_i |\Omega_i|}{v_i} \right) \left(\frac{1 - S_{rw} - S_{rn}}{3} \right) \right] \quad (40)$$

Na Equação 40, o termo ϕ_i é a porosidade da célula i , o volume da célula é denotado por $|\Omega_i|$, e v_i representa a velocidade do fluido na célula i . A função *mínimo* retorna um único e o menor valor desta razão considerando-se todas as células.

3.4 Comentários

Os objetivos principais deste capítulo foram os de apresentar a modelagem do escoamento imiscível incompressível bifásico óleo-água em meio poroso que descreve a dinâmica da etapa de recuperação secundário *waterflooding*, e também apresentar os conceitos básicos do Método dos Volumes Finitos *Two Point Flux Approximation*.

No início do capítulo, buscou-se mostrar os diferentes tipos de modelagem existentes até chegar-se no modelo utilizado neste trabalho. Em seguida, foram apresentados alguns conceitos a respeito da formação do reservatório e algumas propriedades importantes deste reservatório. Neste ponto, não houve intenção de esgotar o tema, houve apenas a intenção de fornecer informações que permitam o leitor entender melhor a modelagem.

Desta maneira, dada a fundamentação básica, prosseguiu-se com a modelagem do modelo utilizado neste trabalho. A modelagem em si é bem-conceituada e formulada com conceitos fundamentais. Deste modo, mesmo que a referência utilizada seja da década de 70, a mesma não deve ser olhada com ceticismo e com desejo de uma formulação mais recente. Deve ser olhada com respeito aos anos que se mantém sendo aplicada. Ao que se propõe fazer, e com as hipóteses assumidas, seus resultados são conhecidamente satisfatórios

Na apresentação dos conceitos do TPFA, buscou-se enfatizar os detalhes que podem ser importantes na sua aplicação em simulação de reservatório de petróleo. Como o de solução rápida e boa acurácia — dado como ponto positivo — e a sua

incompatibilidade com tensores completos, caso que pode acontecer na simulação de reservatório de petróleo — como ponto negativo. Detalhes a respeito do algoritmo de discretização não foram o objetivo do trabalho. Para isso, indica-se Fortunato (2015) para esses passos em sua utilização.

Deste modo, o capítulo apresentou detalhes básicos da simulação que é utilizada nas técnicas em destaque neste trabalho. Isto é, foram apresentados conceitos referentes ao modelo utilizado e o método numérico utilizado de forma que não haja lacuna nestes temas ao serem mencionados nos capítulos seguintes.

4 ESTIMAÇÃO DE ESTADOS

Este capítulo apresenta um panorama da estimação de estados em reservatório de petróleo, bem como os fundamentos que lhe são necessários. O capítulo é iniciado com uma seção a respeito da necessidade da estimação de estados devido às incertezas. Em seguida, é apresentada uma visão geral da técnica Ajuste Histórico, responsável pelo tratamento das incertezas no GR, e sua relação com a prática de estimação de estados. Outros dois pontos apresentados são a Inferência Bayesiana e o postulado da estimação de estados como um problema de filtragem. Por fim, são dados os conceitos fundamentais do Filtro de Partículas para aplicação em gerenciamento de reservatório.

4.1 A necessidade da Estimação de estados

Diferentes áreas de estudo requerem o conhecimento dos estados de um sistema dinâmico. Os tópicos tratados nas seções anteriores, a respeito de modelos que descrevem a dinâmica de sistemas, demonstram que isso também é uma realidade no gerenciamento de reservatório. Outro fato comum a essas diversas áreas é o objetivo de melhorar a predição dos estados utilizando medidas do sistema predito (ARALULAPAM *et al.* 2002; SIMON, 2006). Essa prática é geralmente, a depender do contexto, associada ao termo estimação de estados (BLANK 2005; CHEN, 2003; DOUCET *et al.*, 2008; BANDAK, 2013; SUBRAMANYAM *et al.* 1986). Referente a estimação de estado, uma dúvida natural pode surgir em relação ao porquê da necessidade de sua aplicação.

A resposta está no termo incerteza. À primeira vista, a palavra incerteza pode não causar estranheza nem mesmo instigar a curiosidade de conferir seu significado em um dicionário. Entretanto, Uusitalo *et al.* (2015) e Antunes (2015) argumentaram que não existe uma definição única de incerteza, e seu significado específico pode variar dependendo do contexto. O que leva a ocorrer divergências e sobreposição de significados. Porém, um significado geral pode ser dado: a incerteza é a falta de certeza, a falta de conhecimento exato, independentemente do que é a causa dessa deficiência (REFSGAARD *et al.*, 2007, UUSITALO *et al.*, 2015, CABRAL 2015, MELHUS 2015).

Existem muitos tipos de fontes de incertezas. Estas fontes podem variar de acordo com o contexto. No contexto deste trabalho, podem-se destacar as seguintes fontes de incertezas (ZHANG 2015; LEOVEN, 2010; KIUREGHIAN; DITLEVSEN, 2007; UUSITALO *et al.*, 2015; CABRAL 2015; MELHUS 2015; SULLIVAN, 2015):

- *Incerteza paramétrica*: incerteza devida às variações aleatórias do parâmetro.
- *Incerteza dos parâmetros*: é devida à imprecisão de alguns parâmetros determinísticos do modelo.
- *Incerteza do modelo*: também chamada de incerteza estrutural ou inadequação do modelo, é devida à descrição matemática imprecisa do problema físico.
- *Incerteza numérica*: gerada pelos erros numéricos, por exemplo, aproximações numéricas e erros de truncamento.
- *Incerteza experimental*: proveniente das medidas experimentais.

A incerteza é um tema marcante na indústria de petróleo, principalmente no seguimento de gerenciamento de reservatório. Pois, além das diversas fontes de incerteza, a acessibilidade restrita ao reservatório dificulta a medição de suas propriedades (OLIVER *et al.*, 2011). Deste modo, as propriedades de cada formação geológica, e para ser mais preciso de cada reservatório, são singulares, e podem variar na ordem de micrômetros (AARNES; GIMSE; LIE, 2007). Neste sentido, o tratamento das incertezas inerente ao reservatório de petróleo recebe bastante atenção dos pesquisadores (AARNES; GIMSE; LIE, 2007; MELHUS, 2015).

4.2 Ajuste de Histórico e Estimação de Estados

O Ajuste de Histórico (AH) é a técnica padrão para lidar com as incertezas do reservatório de petróleo, e é definido como a ação de ajustar um modelo de parâmetros de um reservatório até reproduzir com certo desempenho o histórico da dinâmica de um reservatório real (GLOSSARY SCHUM 2017; DADASHPOUR; KLEPPE 2011).

A calibração envolve os parâmetros das rochas e fluidos, principalmente a permeabilidade e porosidade. As condições iniciais apesar de conterem incertezas, são consideradas pequenas e por vezes negligenciadas (OLIVER *et al.*, 2011). Os principais dados utilizados para ajuste são: taxas de produção, pressões nos poços, razões de produção como óleo/água e medidas sísmicas (OLADYSHKIN *et al.*, 2008 apud HEIMHUBER, 2012, p. 22).

Tradicionalmente, o AH é feito manualmente por tentativa e erro, o que torna a técnica condicionada à experiência e habilidades dos engenheiros de reservatório. Entretanto, esta técnica tem avançado ao longo das últimas décadas e a utilização de ferramentas computacionais tem proporcionado ajustes automáticos e otimizados (MATTA; DALTON, 1991; DADASHPOUR; KLEPPE, 2011)

Segundo Saputelli *et al.* (2006), a atualização do modelo de parâmetros do reservatório através do Ajuste de Histórico é uma tarefa dispendiosa que pode levar um ano ou dois, e ainda não elimina toda a incerteza. Na última década, surgiu uma vertente do Ajuste de Histórico caracterizado por expressões como *continuous history matching* e *real time history matching* (SHUAI *et al.*, 2016; AZAD *et al.*, 2015). Nesta linha, além da fase de calibração citada por Saputelli *et al.* (2006), o AH fica condicionado a uma calibração contínua e online com a aquisição de dados.

Shuai *et al.* (2016) argumentaram que os investimentos na ordem de milhões de dólares em instrumentação são os responsáveis por tornarem os dados mais disponíveis do que outrora, e, desta maneira, possibilitando uma etapa de atualização do modelo online. Exemplo de trabalhos com AH *online* são os de Shuai *et al.* (2016) e Azad *et al.* (2015).

Tanto no Ajuste de Histórico habitual quanto no Ajuste de Histórico *online* a literatura inclui métodos baseados em otimização e até métodos não muito comuns como inteligência artificial (BEENDORF; JANSEN, 2016). Mas, o método mais popular é a ferramenta *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) (VAN DEN HOF *et al.*, 2012; BEENDORF E JANSEN, 2016).

Apesar de o termo calibração de modelo ser próprio do AH, a calibração — estimação de parâmetros — é, principalmente, obtida com o uso de ferramentas vinda da Teoria da Probabilidade, onde o termo estimação de estados faz mais sentido. Vale ressaltar que, na Filtragem Bayesiana, um subcontexto da Teoria da Probabilidade onde o Filtro EnKF está inserido, a estimação de estados também se refere a estimação de parâmetros. Isso é porque os parâmetros e estado são variáveis aleatórias e apresentam certa dinâmica (CHEN, 2003). Deste modo, utilizando a ótica do contexto do EnKF, bastante aplicado no GR, a estimação de estados define bem o termo Ajuste de Histórico e aqui é preferido.

4.3 Inferência Bayesiana

A prática de estimação de estados, e também Ajuste de Histórico, é comumente associada a diferentes formas de se postular o problema de estimação (HEIMHUBER, 2012; BEGUN, 2009. MELNIKOVA *et al.*, 2015). Isso porque o mesmo problema é comum a diferentes áreas como mencionado na Seção 4.1. Alguns exemplos são: os Problemas Inversos na matemática aplicada, Assimilação de dados (*data assimilation*) na ciência climática e o problema de Filtragem (*filtering*) na Teoria da probabilidade (VAN LEEUWEN *et al.* 2015; CHEN, 2003). De fato, cada um deles tem suas particularidades e um termo não deve ser confundido com outro, como no caso de Van Leeuwen *et al.* (2015) que afirmaram que assimilação de dados não é um problema inverso. De fato, também, algumas vezes os termos se confundem como em Chen (2003) que afirmou que a filtragem é um problema inverso. Porém, um fato sem controvérsias é o uso da Teoria Bayesiana como método de solução desses problemas (VAN LEEUWEN *et al.* 2015; CHEN, 2003; HEIMHUBER, 2012; BEGUN, 2009. MELNIKOVA *et al.*, 2015).

O Teorema de Bayes, pertencente à área de teoria da probabilidade, possibilita o tratamento da incerteza ao incorporar conhecimento prévio e evidências observacionais à estimação (CHEN, 2003). Este teorema pode ser usado, por exemplo, para atualizar uma estimação de probabilidade a posteriori de um evento. De forma geral, pode-se definir o teorema de Bayes da seguinte maneira (HEIMHUBER, 2012):

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)} \quad (41)$$

Onde, $P(A)$, é a probabilidade a priori de um evento A , $P(B)$, a probabilidade a priori do evento B , $P(B|A)$ é a probabilidade condicional de B dado A , e, $P(A|B)$ é a probabilidade a posteriori de para A dado B . Contextualizando o Teorema de Bayes para estimação de estados, onde parâmetros e estados são tratados como variáveis aleatórias (VA). Sendo x um vetor de estados e y as observações destes estados. Pode-se representar a teoria de Bayes para estimação da seguinte forma (CHEN, 2003):

$$p(x|y) = \frac{p(y|x) \cdot p(x)}{\int_x p(y|x) p(x) dx} \quad (42)$$

Nesta representação, conhecida também como Normalização, o Teorema de Bayes fornece a relação para a obtenção da distribuição a posteriori de $p(x|y)$. A Equação 42 pode ser escrita de forma recursiva, para isto, é necessário assumir que os estados seguem o processo Markoviano, $p(x_t|x_{0:t}) = p(x_t|x_{t-1})$, e as observações são independentes dos estados (CHEN, 2003; ARULAMPALAM *et al.*, 2002):

$$p(x_t|y_{0:t}) = \frac{p(y_{0:t}|x_t) \cdot p(x_t|y_{0:t-1})}{p(y_{0:t}|y_{0:t-1})} \quad (43)$$

Segundo Chen (2003), a essência da Inferência Bayesiana é calcular ou aproximar três termos na Equação 43. Para obtenção da densidade posterior $p(x_t|y_{0:t})$, estes três termos são:

- Distribuição a priori, $p(x_t|y_{0:t-1})$, que define o conhecimento do modelo. Esta distribuição é obtida pela Equação de Chapman–Kolmogorov (ARULAMPALAM *et al.*, 2002; CHEN, 2003):

$$p(x_t|y_{0:t-1}) = \int p(y_{0:t}|x_t) p(x_{t-1}|y_{0:t-1}) dx_t \quad (44)$$

- Função de Verossimilhança, $p(y_{0:t}|x_t)$, que corrige a informação a priori com base nas observações.
- Evidência, $p(y_{0:t}|y_{t-1})$, que é definida como função da Verossimilhança e dependente também das medidas e seus parâmetros estatísticos, a Equação 45 mostra essa relação (ARULAMPALAM *et al.*, 2002; CHEN, 2003):

$$p(y_{0:t}|y_{0:t-1}) = \int p(y_{0:t}|x_t) p(x_t|y_{0:t-1}) dx_t \quad (45)$$

A Aplicação da Teoria Bayesiana remonta aos termos estimação bayesiana, inferência bayesiana e filtragem bayesiana. Os dois primeiros são intrínsecos a técnica que permitem inferência e estimação. Contudo, o último termo é resultado da união do problema de filtragem e a Teoria de Bayes. Isto é, um problema de filtragem resolvido pelo teorema de Bayes (CHEN, 2003; JAZWINSKI, 1970).

4.4 O problema de Filtragem (*filtering*)

O problema de filtragem *pode ser postulado da seguinte maneira* (JAZWINSKI, 1970; CHEN, 2003; ZHOU *et al.* 2014; ZHOU *et al.* 2008): considerando um modelo estocástico em espaço de estados, com tempos discretos $t = 1, 2, 3 \dots, t$:

$$x_t = f(x_{t-1}, v_{t-1}) \quad (46)$$

$$y_t = g(x_t, u_t) \quad (47)$$

Onde o $x_t \in \mathbb{R}^n$ é o estado, $y_t \in \mathbb{R}^m$ é a observação, $v_t \in \mathbb{R}^n$ é o ruído do sistema, $u_t \in \mathbb{R}^m$ o ruído da observação, e m e n são as dimensões de x_t e y_t respectivamente. Assume-se também que v_t e u_t são independentes e também independentes da condição inicial x_0 , que tem uma distribuição de probabilidade p_0 .

Denotando $p(x_t | x_{t-1})$ como a densidade de transição, $p(y_t | x_{t-1})$ a função de verossimilhança e $p(x_t | y_t)$ como a distribuição a posteriori. O problema de filtragem consiste em estimar $b_t(x_t)$ sujeito a:

$$b_t(x_t) = p(x_t | y_t) \quad (48)$$

A filtragem bayesiana é então obtida ao estimar a densidade a posteriori recursivamente com junção da equação de Chapman-Kolmogorov e o teorema de Bayes (CHEN, 2003; ARULAMPALAM *et al.*, 2002; DOUCET *et al.*, 2008):

$$b_t(x_t) = \frac{p(y_t | x_t) \cdot p(x_t | y_{t-1})}{p(y_t | y_{t-1})} = \frac{p(y_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}) b_{t-1}(x_{t-1}) dx_{t-1}}{\int p(y_t | x_t) p(x_t | y_{t-1})} \quad (49)$$

A solução da Equação 49, consequentemente a solução do Teorema de Bayes na forma recursiva, em geral, não pode ser determinada analiticamente. As soluções existentes deste tipo são casos restritos com considerações, por exemplo, o Filtro de Kalman (ARULAMPALAM *et al.*, 2002). A dificuldade encontrada na solução analítica se deve, principalmente, ao fato de que a integral na equação recursiva da densidade de probabilidade a posteriori, como a Equação 49, ter dimensão infinita, requerendo, portanto, uma solução alternativa (ZHOU *et al.*, 2014).

Outras metodologias aproximam-se da solução Bayesiana, como é o caso do Filtro de Partículas indicado para problemas não-lineares e não gaussianos (ZHOU *et al.*, 2014; ZHOU *et al.*, 2008; ARULAMPALAM *et al.*, 2002; CHEN 2003).

4.5 Filtro de Partículas

O Filtro de Partículas (FP) é um Método Sequencial de Monte Carlo. Segundo Arulampalam (2002), as nomenclaturas Filtro de Partículas, *Bootstrap Filtering*, *Condensation Algorithm* e *Interacting Particle Approximations* são alternativas

utilizadas para fazer referência ao método de Monte Carlo SIS (*Sequential Importance Sampling*). O algoritmo do Método SIS, de maneira geral, possibilita uma representação da densidade de probabilidade a posteriori, $p(x_t|y_t)$, por um conjunto formado por partículas, $x_{0:t}^i$, que possuem pesos associados w_t^i sujeitos a condição $\sum_{i=1}^N w_t^i = 1$. (ARULAMPALAM et al., 2002; HEIMHUBER, 2012; STAHL; HAUTH, 2011). A Equação 50 mostra tal relação.

$$p(x_t|y_t) = \sum_{i=1}^N w_t^i \delta(x_t - x_t^i) \quad (50)$$

Onde, o peso das partículas é dado pela seguinte igualdade (ARULAMPALAM et al., 2002; DOUCET et al. 2008; CHEN, 2003):

$$w_t^i = \frac{p(y_t|x_t^i)p(x_t^i|x_{t-1}^i)}{q(x_t^i|x_{t-1}^i, y_t)} \quad (51)$$

Na Equação 51, $q(x_t^i|x_{t-1}^i, y_t)$ é uma distribuição conhecida como densidade de importância, $p(y_t|x_t^i)$ é a função de verossimilhança e $p(x_t^i|x_{t-1}^i)$ a distribuição de transição.

O FP como ferramenta de estimação de estados é bem estabelecida (LIU et al., 2016; VAN LEEUWEN et al., 2015). Entretanto, a sua aplicação em tarefas associadas a reservatório de petróleo é considerada rara, segundo Yoon (2016). Isto é devido a degeneração associada a problemas de altas dimensões, chegando a ser chamada de maldição da dimensionalidade (BENGTTSSON et al., 2008; VAN LEEUWEN et al., 2015). A degeneração é a situação na qual todas as partículas, exceto uma, terão peso desprezível (VAN LEEUWEN et al., 2015; DOUCET et al. 2008; BENGTTSSON et al., 2008).

Contudo, mesmo com essas limitações esforços têm sido aplicados para utilização do PF em sistemas de alta dimensão como em Ades e van Leeuwen (2015), Penny e Miyoshi (2016) e Yoon (2016). Estes esforços são alimentados pelas vantagens de se utilizar o PF, por exemplo, não assumir hipóteses simplificadores como suposição gaussiana e linearidade dos dados na sua utilização.

Ainda em 2002, Arulampalam et al. já apontavam soluções para tratar com a degeneração. Segundo eles, existem basicamente três alternativas para lidar com a degeneração: o aumento do número de partículas; a adição de uma etapa de reamostragem, e; a escolha apropriada de $q(\cdot)$. De acordo com os autores, a primeira ação, apesar de ser satisfatória pode inviabilizar a solução devido ao

incremento de demanda computacional. A segunda opção, baseada na ideia de reamostragem tem o intuito de eliminar partículas que tenham baixo peso ao replicar partículas com pesos maiores.

O PF com essa etapa adicional de reamostragem é chamado de Filtro de Amostragem por Importância e Reamostragem Sequencial (SIR - *Sequential Importance Resampling*) (ARULAMPALAM *et al.*, 2002). Concordando com Arulampalam *et al.* (2002), outros autores como Van Leeuwen *et al.* (2015) e Chen (2003) pontuaram que mesmo que o filtro SIR seja uma forte ferramenta para degeneração, ele ainda pode necessitar de um número satisfatório de partículas dependendo da dimensão do problema (VAN LEEUWEN *et al.*, 2015, ARULAMPALAM *et al.*, 2002; CHEN, 2003). Doucet *et al.* (2008) também apontaram que a etapa de reamostragem pode gerar o empobrecimento da amostra, pois, diminui o espaço amostral.

Van Leeuwen *et al.* (2015) argumentaram que mesmo o método SIR seja uma forte ferramenta para a degeneração, os métodos baseados em uma boa escolha da densidade proposta, $q(\cdot)$, são os métodos que apresentam melhores resultados na aplicação em sistemas de larga escala. Isto é, sistemas com forte propensão de degeneração. Entretanto, para essa escolha ser ótima ela teria de ser a própria distribuição verdadeira, a qual se busca encontrar. O que pode não ser uma tarefa trivial. A esse respeito, Van Leeuwen *et al.* (2015) elencaram alguns métodos que mostraram sucesso não na escolha ótima de $q(\cdot)$, mas em uma melhor escolha de $q(\cdot)$. Um destes métodos é o *Auxiliary Particle Filter* (APF).

A metodologia do APF é baseada em escolher uma $q(\cdot)$ apropriada com o auxílio de um “novo” PF. A sistemática do APF pode ser sumarizada em quatro passos: 1 – amostrar as partículas e proceder com a evolução do modelo; 2 – Avaliar o peso de cada partícula, reamostrar e utilizar esta densidade de probabilidade como $q(\cdot)$; 3 – amostrar e proceder com a evolução do modelo as partículas; 4 – Avaliar o peso de cada partícula. Alguns detalhes podem ser adicionados como a possibilidade de utilizar um modelo mais simples no passo 1, e a possibilidade de adicionar mais uma reamostragem na etapa 4 (VAN LEEUWEN *et al.*, 2015). Com esta metodologia o APF consegue evitar o colapso do filtro com a degeneração. Todavia, há inconvenientes e eles são devidos às dispendiosas, computacionalmente falando, etapas de integração — há duas delas. Todavia, o APF ainda se mostra uma forte

ferramenta contra a degeneração e consequentemente possibilita a aplicação do PF em problemas de dimensão elevada.

Existe também a possibilidade de monitorar os aspectos negativos do filtro. Para a degeneração isto pode ser feito utilizando um parâmetro chamado número efetivo de partículas, N_{eff} , dado pela seguinte equação:

$$N_{eff} = \frac{N_s}{1 + Var(w_t^{0:i})} \quad (52)$$

A equação anterior não pode ser utilizada para conjuntos finitos e é aproximada de forma satisfatória por \hat{N}_{eff} , dado pela equação (ARULAMPALAM *et al.* 2002):

$$\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_s} (w_t^{0:i})^2} \quad (53)$$

Ademais, mesmo de frente às limitações e variações do PF para superar estes desafios a sua provada convergência é uma de suas mais importantes características (VAN LEEUWEN *et al.*, 2015; LUO *et al.*, 2016).

4.6 Comentários

Uma das tarefas que este trabalho se propõe a fazer é a utilização do PF na estimação de estados do reservatório para ser aplicado em linha com o controlador. A intenção é a de abordar essa tarefa como estimação de estados, entretanto, nomes como calibração, *model updating* e entre outros, são mais comuns no ambiente de gerenciamento de reservatório. Deste modo, um dos objetivos atrelado à escrita do texto, foi o de dar o tom com a estimação de estados e depois conduzir o AH para ser conceituado como estimação de estado. Junto a isso, também foram dados os fundamentos básicos do AH e estimação de estados dentre outras informações pertinentes.

O Filtro de Partículas é um dos pontos centrais do capítulo, e também um dos diferenciais da proposta deste trabalho é sua utilização na estimação de estados no contexto de GR. Durante a explanação a respeito do PF, buscou-se apresentar os fundamentos, além de ressaltar também os pontos chaves de sua aplicação no gerenciamento de reservatório. Um dos pontos é em relação ao seu uso quase nulo neste contexto. A este respeito apresentou-se a possível causa, a maldição da

dimensionalidade, e também uma solução o APF. Além disso, mostrou-se também ferramentas capazes monitorar o filtro de partículas. Ademais, procurou-se pontuar sobre as características que fazem o PF sobressair sobre os outros métodos, entre elas, a não utilização de hipóteses simplificadoras e convergência comprovada.

Desta maneira, a partir das informações dadas neste capítulo tem-se a possibilidade de dar fundamentos e relevância para utilização do PF na estimação de estados do reservatório para ser utilizado em linha com o controlador.

5 CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO – MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC)

Este capítulo é concernente ao controle preditivo baseado em modelo. Inicia-se explanando sobre o uso no MPC no reservatório de petróleo e também sobre os seus fundamentos. Após, é abordado aspectos sobre o NMPC e o problema de otimização baseado em modelo, que é reformulado como um problema de filtragem.

5.1 MPC no Gerenciamento de Reservatório

O controle visa manter um processo em determinadas condições de operação (SEBORG *et al.*, 2011). As indústrias de óleo e gás têm cada vez mais necessitado dos conceitos de controle para vencer a competitividade com mais eficiência e se adequar às normas de segurança operacionais e ambientais. Um interesse mais específico, e crescente, é a aplicação de conceitos de controle baseados em modelos, em particular, o controle preditivo baseado em modelo – *Model Predictive Control* (MPC) (CAPOLEI, 2013; GREMA *et al.*, 2016; KROGSTAD, 2015; LUND, 2014; MEUM, 2007; UYSAL *et al.*, 2016; LOPEZ, 2011; AACKERMANN, 2015). O MPC é uma classe de controladores preditivos. De forma geral, a ação de controle é obtida resolvendo *online*, a cada tempo discreto, um problema de otimização baseada em modelo para um horizonte finito. (SEEBORG, 2013; STAHL; HAUTH, 2011; DURAIISKI, 2001, apud, CARVALHO 2017, p. 43).

Para contextualizar de maneira mais clara a aplicação do MPC nos sistemas de produção é conveniente olhar para estes a partir da ótica de Controle Dinâmico de Processos. Neste contexto, o de controle, é habitual a divisão do processo de produção em níveis hierárquicos (SEBORG *et al.*, 2011). A Figura 9 mostra essa hierarquia aplicada nos sistemas de produção de petróleo.

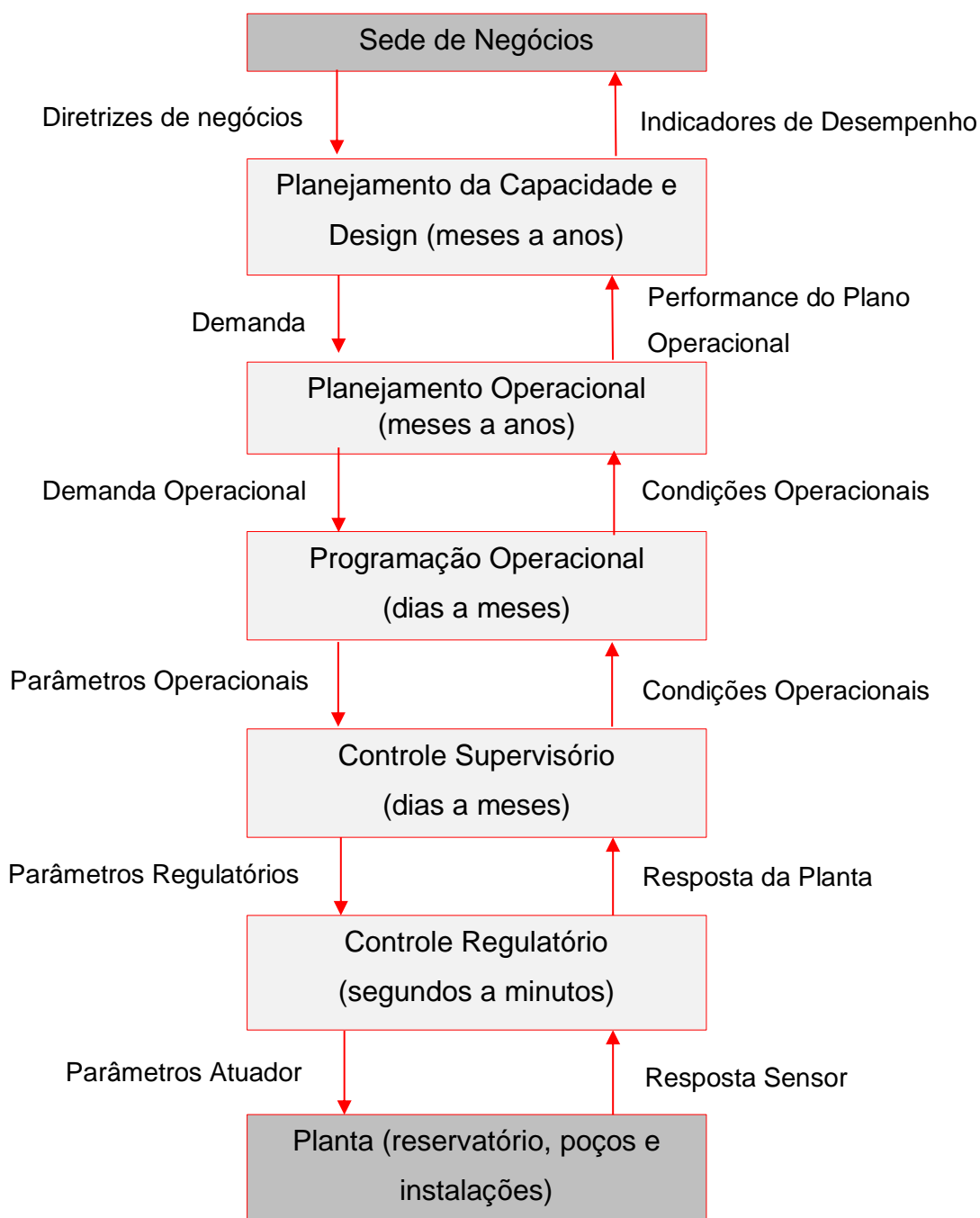


Figura 8 - Hierarquia de controle aplicada ao GRP. Fonte: Saputelli et al. (2006), modificada pelo autor.

Nesta representação, o nível Planejamento da Capacidade e Design assegura que os recursos requeridos para operação estejam disponíveis e sejam compatíveis com o plano de negócios de longo prazo definido pela Sede de Negócios. A etapa de Planejamento Operacional tem como função determinar atividades para atender a determinado ciclo de negócios. Por exemplo, planejar com antecedência as localizações de poços e a perfuração para atender uma demanda específica. A Programação Operacional tem o objetivo de otimizar a alocação de recursos para atender demandas de curto prazo. Por exemplo: determinação de taxas de

injeção/produção e abertura e fechamento de poços. O Controle Supervisório controla o processo mediante as restrições do processo. Exemplo: alocação de fluxo compatível com as instalações de cada poço. O Controle Regulatório aplica os controles clássicos tal como o PID.

O MPC encontra-se no nível de controle supervisório (SAPUTELLI *et al.*, 2006; SEBORG *et al.*, 2011). Este nível recebe de forma direta e indireta informações de outros níveis, e outras disciplinas que compõem esses níveis, como aspectos econômicos, regulatórios e ambientais, características físicas das instalações, pontos ótimos de operação e entre outros (SAPUTELLI *et al.*, 2006; FOSS, 2012). Essas informações, que se tornam restrições e/ou objetivos ao chegarem no nível de controle, são recebidas e trabalhadas para se obter o sinal de controle. Possibilitando assim uma produção dentro dos objetivos.

Alguns trabalhos na literatura relatam a aplicação do MPC no gerenciamento de reservatório, como Saputelli *et al.* (2006) que aplicaram o MPC a um *benchmark* e mostraram um significativo aumento na recuperação de óleo. Já Essen *et al.* (2010) estudaram uma estratégia de controle avançado de dois níveis para processo de *waterflooding*, esta estrutura continha o *real-time optimization* (RTO) e um MPC. Neste trabalho, Essen *et al.* (2010) ressaltaram os resultados promissores, porém, relataram as limitações do modelo linear aplicado na metodologia. Outros trabalhos como Essen e Hof (2013), Foss (2012) e Van Den Hof *et al.* (2012) também exploraram o uso MPC no gerenciamento de reservatório. Os resultados promissores do uso MPC se aliam ao sucesso das aplicações no *downstream* e também às tecnologias que permitem a sua implementação na produção de petróleo como sensores, poços inteligentes com válvulas sofisticadas entre outros, e consolida cada vez mais o seu uso no *upstream* (FOSS, 2012).

5.1.1 Fundamentos do MPC

Uma formulação em espaço de estado para o MPC, considerando tempos discretos $t \in \{0, 1, 2, 3, \dots, t\}$, pode ser dada da seguinte forma (STAHL; HAUTH, 2011):

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t) \quad (54)$$

$$y_t = g(x_t) \quad (55)$$

Sujeito às restrições dadas por:

$$x_t \in X \subset \mathbb{R}^n \quad (56)$$

$$u_t \in U \subset \mathbb{R}^m \quad (57)$$

Onde, x_t é o vetor de estados, u_t , o vetor de entradas e y_t o vetor de saídas do sistema no tempo t . Estas relações seguem: $f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$, $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^q$ e $t \in \mathbb{N}$.

Os conjuntos X e U são dados pelas seguintes restrições:

$$X = \{x \in \mathbb{R}^n | x_{min} \leq x \leq x_{max}\} \quad (58)$$

$$U = \{u \in \mathbb{R}^m | u_{min} \leq u \leq u_{max}\} \quad (59)$$

Nestas representações, x_{min} , x_{max} , u_{min} e u_{max} são vetores constantes.

Dado o sistema a ser controlado, a cada tempo n um horizonte de predição T_p é obtido. Este horizonte é sujeito a uma função custo $J(x_t, \bar{u}_{t:(t+T_p)}, T_p, s_t)$, a barra sobre a variável indica predição. Aqui, s_n é o *set point*, sujeito às Equações 60 e 61:

$$s_n \in S \subset \mathbb{R}^n \quad (60)$$

$$S = \{s \in \mathbb{R}^n | s_{min} \leq s \leq s_{max}\} \quad (61)$$

Desta maneira, durante T_p , a estimação da entrada ótima para o controle é dada por:

$$\min(J(x_t, \bar{u}_t, T_p, s_t)) \quad (62)$$

Após obter o horizonte de predição, o primeiro elemento da sequência ótima de ação de controle é implementado no sistema, e, no próximo instante, t , todo o procedimento é repetido baseado nas novas informações. A Figura 9 mostra as ações do MPC na forma de gráfico.

Na metodologia do MPC, assim como em todos os controladores, uma etapa importante é determinação dos parâmetros de sintonia. Todavia, os controladores MPC não possuem metodologias analíticas para a sintonia, sendo assim, são sintonizados com metodologias heurísticas (RIBEIRO *et al.*, 2016). Dois parâmetros são de suma importância na sintonia do MPC: o horizonte e os pesos. Ribeiro *et al.* (2016) destacaram em seu trabalho que as regras mais gerais para sintonia do horizonte são propostas por Seborg *et al.* (2011), onde o horizonte de controle, M_{hori} , o horizonte de predição, P_{hori} , e o horizonte de modelo, N_{hori} , seguem as seguintes relações:

$$5 < M_{hori} < 20 \quad (63)$$

$$\frac{N_{\text{hori}}}{2} < M_{\text{hori}} < \frac{N_{\text{hori}}}{3} \quad (64)$$

$$P_{\text{hori}} = N_{\text{hori}} + M_{\text{hori}} \quad (65)$$

Onde o horizonte do modelo é a quantidade de tempo necessário para obter-se um *step response* do modelo utilizado no MPC. Já a sintonia dos pesos é feita de acordo com as características do processo e os objetivos de controle.

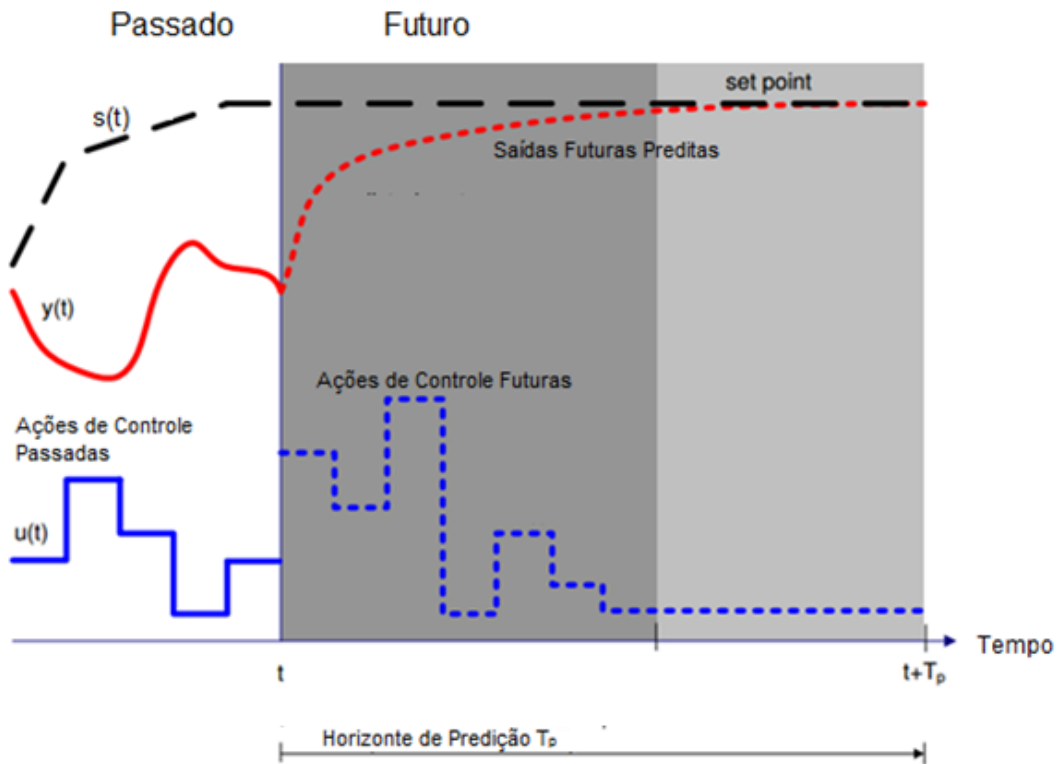


Figura 9 – Esquema MPC. Fonte: Meun (2007), modificada pelo autor.

5.2 Controle Preditivo Baseado em Modelo não Linear (NMPC)

Uma das principais limitações do MPC é a de trabalhar com modelos não lineares, e tem sido motivação para o desenvolvimento de novas metodologias do MPC (SEBORG *et al.*, 2011). Estas metodologias capazes de lidar com as não linearidades dos modelos são nomeadas de *Nonlinear Model Predictive Control* (NMPC) e vêm sendo sugeridas também como incremento nas tecnologias de recuperação de petróleo (CAPOLEI *et al.*, 2015; GREMA *et al.*, 2012; JANSEN; BOSGRA; VAN DEN HOF, 2008).

O fato de o MPC ser uma técnica madura apenas para modelos lineares está relacionado à resolução do problema de otimização. A otimização baseada em modelos lineares não impõe barreiras, pois, a função objetivo quadrática associada a um modelo linear dá origem a um problema convexo cuja solução global ótima pode ser obtida analiticamente ou recursivamente (CAMACHO; BORDONS, 2007). Em contrapartida, a função objetivo associada a um modelo não-linear são problemas não convexos que não possuem solução tão direta (CAMACHO; BORDONS, 2007).

As aplicações de MPC com modelo linear em processos não-lineares são devidas ao fato de seu uso estar restrito a condições específicas, como a de o sistema estar operando em estado estacionário (CAMACHO; BORDONS, 2007). Entretanto, a resposta do MPC linear não é satisfatória à dinâmica dos processos não lineares (CAMACHO; BORDONS, 2007). Deste modo, controladores não-lineares são essenciais para uma aplicação e operação estável em condições de dinâmica.

O NMPC segue a mesma formulação que o MPC se diferenciando nas características do modelo utilizado, características da função objetivo e, portanto, na solução do problema de otimização.

5.3 Otimização baseada em modelo usando *Particle Filter Optimization*

A obtenção do sinal de controle no NMPC é mediante a resolução do problema de otimização baseado em modelo. Devido ao caráter não linear do modelo utilizado, o problema de otimização global pode se tornar de difícil solução devido aos inúmeros máximos locais (ZHOU et al., 2014). Uma classe de métodos associada à resolução deste tipo de problema é a dos métodos de buscas randômicas (ZHOU et al. 2014; ZHOU et al. 2008; ZLOCHIN et al., 2004). De acordo com Zlochín et al. (2004) alguns métodos de busca randômica como *Estimation of Distribution Algorithms* (EDAs), *Cross-Entropy* (CE) e *Model Reference Adaptive Search* (MRAS) falham quando utilizados na otimização baseada em modelo. Zlochín et al. (2004), Zhou et al. (2008) e Zhou et al. (2014) afirmam que o sucesso dos algoritmos de busca randômica para otimização baseada em modelo é dependente de um bom modelo probabilístico para gerar novos candidatos.

Neste sentido, Zhou et al. (2008) propuseram uma metodologia onde o problema de otimização é reformulado como um problema de filtragem. Isto é, a visualização da

solução ótima como o estado estimado de um sistema dinâmico onde as amostras dos valores da função objetivo são observações ruidosas do valor da função ideal, portanto, observações ruidosas do estado não observado. No trabalho de Zhou *et al.* (2008), o Filtro de Partículas é o método utilizado para solução do problema de Filtragem. Em 2014 Zhou *et al.* apresentaram mais detalhes da reformulação do problema de filtragem para otimização, nomeado de *Filtering For Optimization*, e provaram que a distribuição da filtragem converge assintoticamente para uma distribuição degenerada concentrada no ótimo global. Por fim, aplicaram o PF para aproximação da distribuição a posteriori ressaltando sua capacidade de convergência frente a alguns métodos como o *Particle Swarm Optimization* (PSO) que possui uma lacuna a respeito da garantia de convergência.

Na mesma linha, mas com distinções de Zhou *et al.* (2008) e Zhou *et al.* (2014), Stalh e Hauth (2011) também reformularam o problema de otimização como um problema de filtragem. A principal diferença é que Stalh e Hauth (2011) acoplam a etapa de estimação de estado e otimização, e uma etapa é condição necessária para outra. Isto é, os teoremas da formulação apresentada por Stalh e Hauth (2011) não possuem validade para a otimização se a estimação lhe for retirada.

O conceito de otimização com Filtro de Partículas ainda não é muito difundido, segundo Liu *et al.* (2016). Esses autores em seu trabalho nomearam a PF como *Particle Filter Optimization* (PFO), quando utilizado para otimização, e com o intuito de difundir o PFO apresentaram em seu trabalho uma introdução ao PFO. Neste artigo, os autores elencaram outros trabalhos que provam a convergência do PF e também trabalhos que o aplicaram. No desenvolvimento do artigo, Liu *et al.* (2016) apresentaram também uma formulação matemática para o PFO e discutiram a respeito da importância da escolha da distribuição proposta, a qual serve de espaço amostral para as partículas.

No melhor conhecimento do autor, não há trabalhos relacionados ao gerenciamento de reservatório, nem mesmo relacionado à indústria de petróleo em geral que tenha aplicado o PFO.

5.3.1 Filtragem para Otimização

O problema de filtragem, como visto no capítulo 4, é a estimativa de um estado a partir das observações ruidosas deste sistema. Onde a densidade de filtragem ou

probabilidade a posteriori, calculada sequencialmente a partir de novas observação, em tempos discretos, é obtida utilizando a relação de Chapman-Kolmogorov e o Teorema de Bayes (ZHOU *et al.* 2014; DOUCET *et al.* 2008; CHEN, 2003).

Zhou *et al.* (2014) formalizaram e demonstraram a reformulação de um problema de otimização global, Equação 66, como um problema de estimação de estado. De maneira resumida, esta reformulação pode ser vista da seguinte forma:

Sendo as Equações 67 e 68 a representação do problema de estimação em espaço de estados, e que a Equação 69 define a densidade de probabilidade a posterior deste problema de estimação:

$$x^* = \arg \max H(x) \quad (66)$$

Onde x pertence a subespaço solução não vazio de \mathbb{R}^n , e $H(x)$ é uma função limitada, isto é, $\exists M_1 > -\infty, M_2 < \infty$ de modo que $M_1 \leq H(x) \leq M_2, \forall x \in X$. Assume-se ainda que existe uma solução para o ótimo global, isto é, $\exists x^* \in X$, de modo que, $H(x) < H(x^*), \forall x \neq x^*, x \in X$.

$$x_t = x_{t-1} + u_t \quad (67)$$

$$y_t = H(x_t) + v_t \quad (68)$$

Onde $x_t \in \mathbb{R}^n$ é o estado não observado, $y_t \in \mathbb{R}$ é a observação, $u_t \in \mathbb{R}^n$ é o ruído randômico do sistema, $v_t \in \mathbb{R}$ é o ruído randômico da observação, e n é a dimensão de x_t . Assume-se ainda que v_t e u_t são independentes e também independentes da condição inicial x_0 . Usando o Teorema de Bayes, a densidade a posteriori do modelo em espaço de estados da Equações 67 e 68 pode ser obtida com:

$$\begin{aligned} b_t(x) &= \frac{\varphi(H(x) - y_t) b_{t|t-1}(x)}{\int \varphi(H(z) - y_t) b_{t|t-1}(z) dx} \\ &= \frac{\varphi(H(x) - y_t) \int K_t(x|x_{t-1}) b_{t-1}(x_{t-1}) dx_{t-1}}{\int \varphi(H(z) - y_t) (\int K_t(z|x_{t-1}) b_{t-1}(x_{t-1}) dx_{t-1}) dz} \end{aligned} \quad (69)$$

Na Equação 69, $K(\cdot|x_{t-1})$ é a distribuição de u_t também conhecida como distribuição de transição, $\varphi(\cdot)$ a distribuição de v_t e b_t é a distribuição de probabilidade a posteriori. O estado z também pertence ao espaço solução X e é sujeito a condição: $H(z) > H(x)$. Segundo Zhou *et al.* (2014), esta restrição é para garantia de probabilidade positiva. Zhou *et al.* (2014) provaram em seu trabalho que a Equação 69 converge assintoticamente para uma densidade de probabilidade degenerada no ótimo global.

Desta maneira, com o problema de otimização reformulado como um problema de filtragem e com prova de convergência. Pode-se a partir da Equação 69 encontrar uma densidade a posteriori que é equivalente estimar o ótimo. As considerações a respeito da estimação da Equação 69 são idênticas às da equação 49. A única ressalva é que na resolução da Equação 69 utiliza-se o PFO, que em suma é PF com nomenclatura diferente.

5.4 Comentários

Outro ponto central deste trabalho é a aplicação de um NMPC no controle de gerenciamento de reservatório. Os desafios impostos ao NMPC neste contexto estão relacionados a solução do problema de otimização baseada em modelo. A este ponto, este trabalho propõe a utilização de PF como PFO na resolução do problema de otimização. Sendo assim, este capítulo teve o intuito de apresentar as bases do NMPC, como nomenclaturas, sistemática, sintonia e, principalmente, os conceitos de utilização do PFO.

A principal informação dada neste capítulo para este trabalho é a reformulação do problema de otimização como um problema de filtragem. A contribuição de Zhou *et al.* (2008) e Zhou *et al.* (2014) é fundamental para amparar o que se propõem aqui. É neste ponto que se justifica como o capítulo anterior foi conduzido. Em outras palavras, a formulação do problema estimação de estados com um problema de filtragem é também aproveitada neste capítulo. Assim, proporcionando maior clareza ao trabalho. A respeito do uso do PFO no gerenciamento de reservatório, cabe mais ressaltar as suas qualidades como convergência do que a sua fragilidade, como a maldição de dimensionalidade, pois, dificilmente será enxergada na otimização.

Portanto, o capítulo apresentou detalhes sobre a técnica NMPC utilizando o PFO, dando argumentos e solidez à proposta deste trabalho.

6 CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO COM ESTIMAÇÃO DE ESTADOS NO GERENCIAMENTO DE RESERVATÓRIO

Este capítulo é a respeito do controle preditivo baseado em modelo com estimação de estados. Apresentam-se alguns trabalhos com essa perspectiva, onde se intenta pontuar sobre a relevância de sua aplicação no gerenciamento de reservatório.

6.1 NMPC com estimação de estados

As metodologias MPC tanto no contexto restrito da técnica como nas aplicações de gerenciamento de reservatório tem sido associada a técnicas de tratamento de incerteza (MESBAH, 2016; RICKER 1990; CAPOLEI *et al.* 2013). Kolas *et al.* (2008) pontuaram que a aplicação de NMPC com estimação de estados era o desafio de sua época. Mesbah (2016) não fugiu à afirmação de Kolas *et al.* (2008) ao apresentar um estado da arte do *Stochastic Model Predictive Control*, uma classe de MPC baseada em programação estocástica para lidar com incertezas. O autor, além de destacar o crescente interesse da academia em tornar o MPC robusto às incertezas, ressaltou que são poucos os trabalhos reportam o uso NMPC com tratamento de incertezas, indicando que há um campo em aberto neste tipo de aplicação.

Como visto nos capítulos anteriores, o Filtro de Partículas é uma ferramenta com potencial para ser empregada tanto na metodologia NMPC, sendo capaz de lidar com otimização não linear baseada em modelo, quanto na estimação de estados com incertezas não gaussianas. São encontrados na literatura alguns trabalhos que utilizam o Filtro de Partículas tanto na etapa de otimização do NMPC quando na estimação de estados em linha com o controlador.

Exemplos são os trabalhos de Stahl e Hauth (2011), já citados, e Kantas *et al.* (2008). Ambos os trabalhos são referentes à aplicação de uma metodologia NMPC com estimação de estados que é robusta para problemas com não-linearidades e incertezas não gaussianas. Salvo as particularidades de cada trabalho, a abordagem de ambos consistiu na união dos conceitos de controle preditivo e estimação de estados com dois Filtros de Partículas. O primeiro filtro é responsável por filtrar os dados a serem utilizados na obtenção do controle, e o segundo filtro é utilizado

como preditor para entrada de controle resolvendo o problema de otimização. Os autores dos trabalhos reportaram ótimos resultados ao tratar com estes desafios, indicando, então, essas metodologias como solução para problemas não lineares e problemas com incerteza gaussiana.

Recentemente, Shimada e Nishida (2014) relataram o uso do filtro de partículas como ferramenta de otimização e estimação de estados para controle de *Quadcopter* utilizando a metodologia de Stahl e Hauth (2011).

No contexto de gerenciamento de reservatório, a abordagem de unir controle preditivo baseado em modelo e estimação de estados é conhecida como *close-loop reservoir management (CLRM)* (VAN DEN HOF *et al.*, 2012; FOSS, 2012). O CLRM é caracterizado pela ação repetida em tempos discretos do procedimento de estimação de estados/parâmetros, otimização e controle baseado em modelo (VAN DEN HOF *et al.*, 2012; FOSS, 2012;). Cabe ressaltar que o CLRM também possui aplicações objetivando otimização e otimização com controle (VAN DEN HOF *et al.*, 2012; FOSS, 2012;). Quando utilizado com o intuito de controle a técnica padrão é o controle preditivo baseado em modelo, do inglês *Model Predictive Control* (MPC) (FOSS, 2012). A respeito do CLRM, alguns fatos são interessantes a seu respeito, e consequentemente ao MPC com estimação de estados.

Van den Hof *et al.* (2012) argumentaram em seu trabalho que a aplicação deste conceito é considerada satisfatória por aumentar, teoricamente, a recuperação de óleo em estudos de casos com modelos simples e também modelos de larga escala.

Beendorf e Jansen (2017) no intuito de mostrarem o potencial do conceito CLRM também em aplicações de mineração, apresentaram os recentes desenvolvimentos do conceito. Ao comentar sobre a utilização do CLRM na prática, os autores recorreram a um parâmetro europeu chamado *Technology Readiness Levels* (TRL) que indica o nível de maturidade de uma tecnologia. São nove níveis ao todo, Beendorf e Jansen (2017) indicaram que o conceito CLRM está inserido nos níveis 3 e 4, isto é, passa por prova experimental do conceito e validação em laboratório.

Este parece ser o principal desafio do CLRM, alcançar maturidade em aplicações, pois, os desafios de cada componente são tratados em seu próprio ambiente tecnológico. Alguns exemplos de trabalho que exploraram o MPC com estimação de estados no conceito de CLRM são apresentados a seguir.

Essen *et al.* (2010) estudaram uma estratégia de controle avançado de dois níveis para processo de *waterflooding*, esta estrutura continha o *real-time optimization*

(RTO) e um MPC. Nesse trabalho, Essen et al. (2010) ressaltaram os resultados promissores, porém, relataram as limitações do modelo linear aplicado na metodologia.

Van den Hof *et al.* (2012) apresentaram os avanços de sua época em relação aos métodos baseados em modelo para otimização e controle da produção de petróleo com foco na dinâmica dos reservatórios. A respeito do controle e estimação aplicados no gerenciamento de reservatório com o CLRM, Van den Hof *et al.* (2012), de forma geral, colocou os desafios ao entorno das não-linearidades e incertezas.

O trabalho de Foss (2012) é contemporâneo ao de Van den Hof *et al.* (2012) e ambos não se distanciam muito em conteúdo. Os assuntos em relação a CLRM, MPC e Estimação de Estados também são sua espinha dorsal. Porém, a diferença é que Foss (2012) olha para os desafios citados por Van den Hof *et al.* (2012) contextualizando para o controle de processos.

Capolei (2013), estudou a otimização, ajuste de histórico (estimação de estados) e (*Nonlinear*) NMPC no gerenciamento de reservatório de petróleo. A modelagem considerada foi referente a recuperação secundária (*waterflooding*). Para diminuir a demanda computacional na solução do modelo foi utilizada uma metodologia de integração chamada *Explicit Singly Diagonally Implicit Runge-Kutta* (ESDIRK). Capolei (2013) relata resultados satisfatórios na utilização do ESDIRK, obtendo uma aceleração na integração temporal do modelo. As buscas pelo ótimo, na etapa de controle preditivo, foram feitas utilizando métodos baseados em gradiente. Para estimação de estados, Capolei (2013) utilizou o Filtro de Kalman (EnKF).

Midttun (2015) aplicou o CLRM para o gerenciamento de reservatório. O autor dispunha de um modelo chamado de *Egg Model* que possuía um campo de permeabilidade variável para simular a falta de conhecimento acerca deste parâmetro. Otimizações determinísticas com e sem restrições foram testadas na obtenção do sinal de controle do MPC. Alguns resultados chegaram a mostrar discrepância com a física, onde ocorria, por exemplo, vazão negativa de petróleo. Porém, o autor também reporta bons resultados na aplicação da metodologia.

Grema *et al.* (2016) desenvolveram um MPC não-linear (NMPC), considerando um sistema de uma única entrada e uma única saída, sendo a variável de entrada foi a injeção de água e a variável controlada foi o total de óleo produzido. O cenário utilizado foi o de *waterflooding*. O NMPC foi implementado com a ajuda de uma rotina chamada Matlab *control*, e o modelo foi modelado por uma rede neural com o intuito de reduzir a demanda computacional para sua solução.

Bendorf *et al.*, (2017) em seu trabalho a respeito dos recentes desenvolvimentos no contexto de CLRM. Os autores abordaram principalmente os avanços nas modelagens geológicas que influenciam, o problema de otimização baseada em modelo MPC e a estimação de estados. E sua conclusão é que os desafios ditos por Van den Hof *et al.* (2012) e Foss (2012) ainda se mantêm. O que mudou significativamente é a quantidade de esforços aplicados a esses problemas.

O consenso entre todos os trabalhos é que as não linearidades e incertezas gaussianas são os principais desafios impostos ao controle preditivo baseado em modelo com estimação de estados (VAN DEN HOF *et al.*, 2012; FOSS, 2012; BENDORF *et al.*, 2017; GREMA *et al.*, 2016; CAPOLEI, 2013)

6.2 Comentários

De acordo com o Capítulo 2, ano após ano, a demanda energética vem aumentando. A indústria de petróleo e gás parece que ter um ciclo de mercado por muito anos. Porém, a sociedade tem olhado de forma crítica para as indústrias em geral, não basta fornecer um produto de qualidade, é necessário alinhar-se com as responsabilidades sociais e ambientais. Soma-se a isto a competitividade entre as indústrias que necessitam então de responsabilidade econômica. Ainda no Capítulo 1, mostraram-se como os sistemas de produção desempenham um papel fundamental na indústria de petróleo, e está também dentro das exigências citadas acima. Frente a esse contexto, e os fundamentos apresentados no Capítulo 5, é um exercício mental simples entender o porquê de as técnicas de controle preditivo baseado em modelo, principalmente o NMPC, estarem em destaque na literatura.

Como visto, a incerteza desempenha um papel de destaque no gerenciamento de reservatório. O Capítulo 4 deu as bases para se entender melhor como a incerteza é tratada no AH e como pode ser tratada com novas ferramentas.

De acordo com objetivos deste trabalho, apresentados no Capítulo 1, propõem-se a aplicação de um NMPC com Estimação de Estados, onde se utiliza o Filtro de Partículas como ferramenta chave para as duas tarefas. Os fundamentos para o NMPC e Estimação de Estados foram dados individualmente nos Capítulos 5 e 4, respectivamente. Porém, como se nota, a proposta deste trabalho é a respeito da aplicação das duas técnicas em conjunto, desta maneira, o presente capítulo teve o objetivo nortear essa aplicação conjunta no gerenciamento de reservatórios. A abordagem do CLRM como guia de aplicações do MPC com Estimação de Estados

no gerenciamento reservatório, não teve o intuito de enquadrar o presente trabalho nesta classe de aplicação, mesmo que aconteça naturalmente. O intuito foi o de utilizar a popularidade do conceito neste seguimento e apresentar a relevância da proposta deste trabalho.

Portanto, com este capítulo completam-se os fundamentos e informações necessários para a abordagem da metodologia proposta neste trabalho.

7 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta a metodologia empregada nesta dissertação, e está dividido em cinco seções. A primeira seção dá uma visão geral da proposta do trabalho, utiliza-se um diagrama de blocos onde se organiza as técnicas utilizadas, possibilitando a análise da tarefa de cada uma. A segunda seção apresenta os detalhes a respeito da simulação. A terceira seção é a respeito da estimação de estados como um problema de filtragem e a quarta seção apresenta os detalhes da metodologia NMPC utilizada. A última seção é referente ao estudo de caso que a metodologia foi aplicada.

7.1 Controle Avançado Utilizando NMPC com Estimação de Estados

A metodologia avaliada neste trabalho acerca da aplicação de um NMPC com estimação de estados no gerenciamento de reservatório, composta por dois Filtros de Partículas, um para filtragem e outro para otimização, pode ser vista, de maneira geral, da seguinte forma: A variável controlada deve ser mantida no ponto desejado lidando com as incertezas do modelo e das medidas através das variáveis manipuladas de cada poço. Deste modo, o processo é controlado nos poços, frente à dinâmica do escoamento no reservatório. A Figura 10 mostra o *loop* formado pelas etapas que compõem a metodologia avaliada.

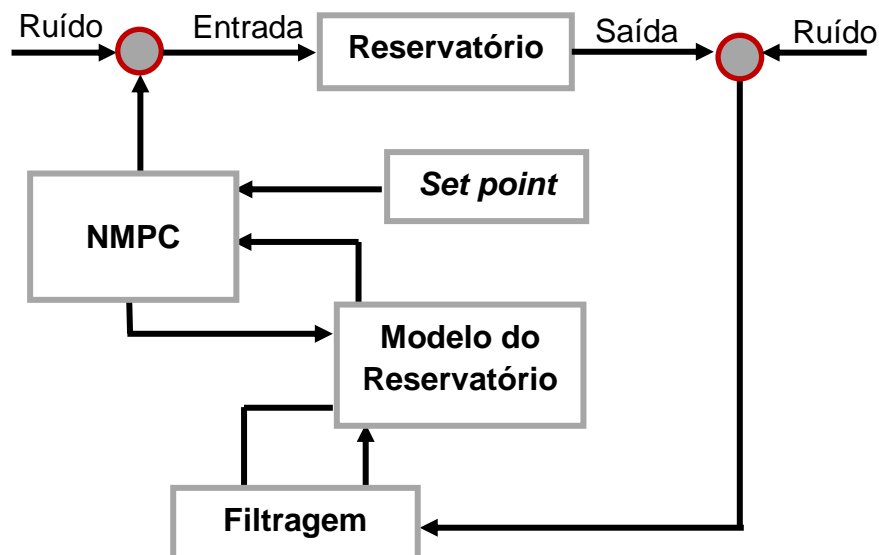


Figura 10 – Diagrama de blocos da metodologia avaliada em forma de *loop*.

O bloco “Reservatório” representa o processo real de *waterflooding*, onde a dinâmica e as medidas são geradas por um modelo matemático representado pelas Equações 24 e 38. Aos dados medidos nesta etapa são incorporados ruídos, ou seja, simula-se uma fonte de ruído na leitura dos dados. Após essa adição, as medidas são recebidas pela etapa de estimação de estados. Neste ponto, há um modelo, distinto do modelo que gera as medidas, representado pelo bloco “Modelo do Reservatório” que é utilizado para simular o processo. A esse modelo é aplicada a estimação de estados com base na observação ruidosa do processo real utilizando o Filtro de Partículas. Essa etapa é representada pelo bloco “Filtragem”. Os estados estimados são utilizados pelo bloco “NMPC” (composto basicamente pela sistemática do NMPC, o *Particle Filter Optimization* e a entrada do *Setpoint*) para obtenção do sinal de controle que é alimentado no processo fechando o *loop*.

7.2 Simulação do processo *waterflooding*

A simulação do escoamento bifásico imiscível incompressível óleo-água em reservatório de petróleo utilizada nos blocos “Reservatório” e “Modelo do Reservatório” foi obtida com a discretização das equações diferenciais parciais do modelo matemático em uma malha estruturada e ortogonal, utilizando-se o método numérico de Volumes Finitos TPFA. A discretização temporal das equações do modelo foi feita com base no esquema de solução IMPES, apresentado na Seção 3.3.1. O conjunto de equações obtidas com as discretizações foi implementado no *software* Matlab. Essa implementação foi baseada no código *open source* de Aarnes *et al.* (2005).

A Figura 11 mostra o esquema geral do algoritmo que foi utilizado. Nesta imagem, os três primeiros passos são específicos para o estudo de caso abordado. Os demais passos são fixos e podem ser denominados como um *solver* de escoamento imiscível com a técnica TPFA.

A simulação para geração de dados, e a simulação para estimação e controle apesar de terem usado modelos idênticos matematicamente e fisicamente, são distintos e também foram simulados com parâmetros diferentes. A diferença foi referente ao refinamento da malha, onde a malha do modelo de geração de medidas foi configurada com maior refinamento. Isto é, a malha teve um número de volumes de controle suficientes para resultados mais próximos da convergência. Tal

diferença teve o intuito de evitar o crime inverso (KAPIO; SOMERSALO, 2004). Os refinamentos distintos da malha também incluíram um desafio importante para o esquema, uma vez que adicionou diferenças entre os resultados da simulação para geração de medidas e o modelo utilizado para o controle e estimação.

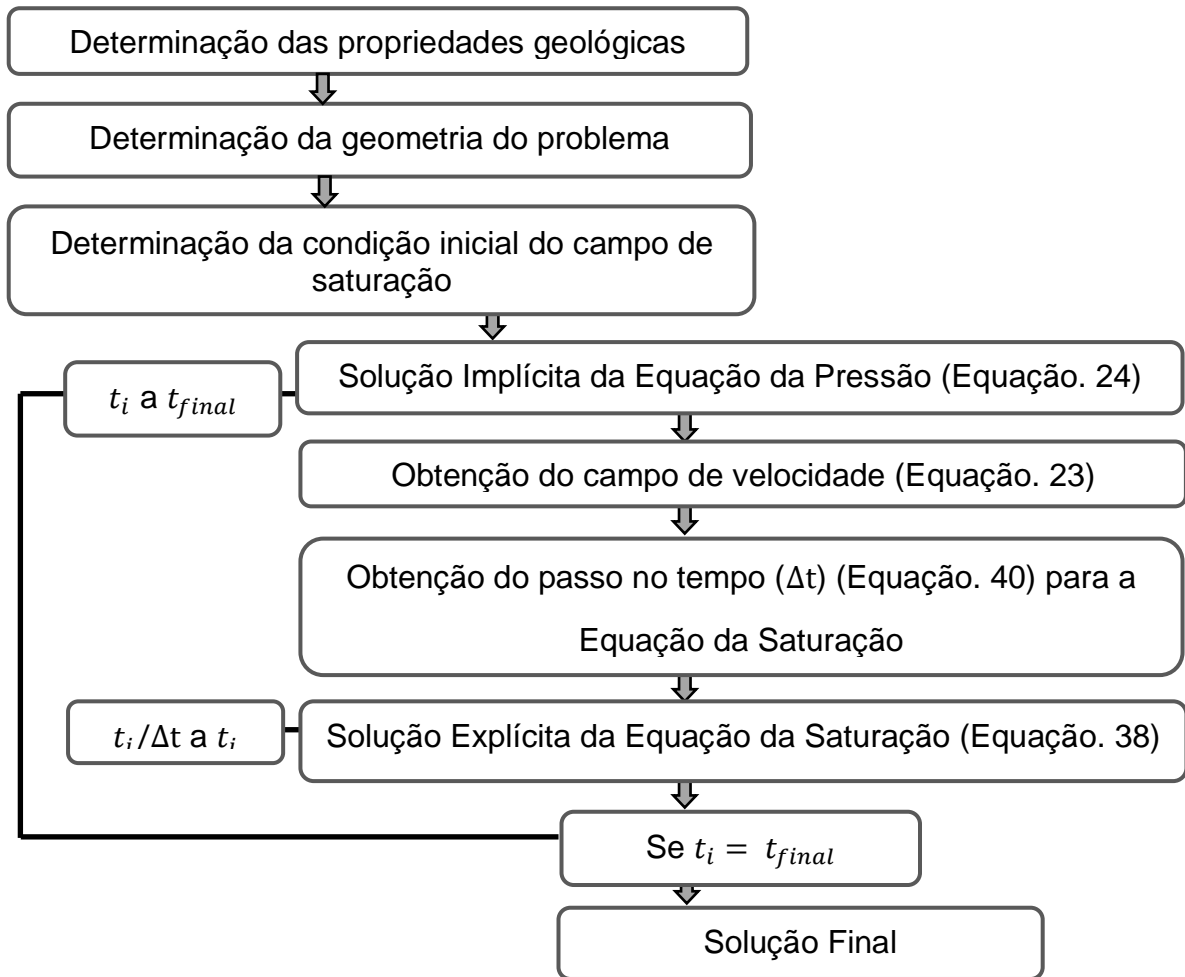


Figura 11 - Esquema numérico utilizando as técnicas TPFA e IMPES.

7.3 Estimação de estados

A estimação foi efetuada utilizando o *Auxiliary Particle Filter*. Os estados estimados foram o do Campo de Saturação. Assumiu-se que estavam disponíveis as medidas de produção total de óleo e água para serem utilizadas como observação. A variável medida e sua incerteza com distribuição gaussiana são mostradas na Tabela 1, e foram baseadas em Naevdal *et al.* (2002).

Tabela 1 – Medidas e valores de Incerteza.

Medida	Incerteza
Saturação <i>Grid block</i>	3%
Produção total de óleo e água	10%

O monitoramento do filtro foi feito analisando-se a variável medida, fração de produção de óleo no poço produtor, que é diretamente relacionada ao campo de saturação estimado. Esta análise foi feita a partir de um intervalo de credibilidade de 99%. Tal intervalo foi calculado para cada tempo de amostragem pelas Equações 70 e 71.

$$L_{inf} = y_{est} - t_{99\%}^{inv} \cdot \sigma_{est} \quad (70)$$

$$L_{sup} = y_{est} + t_{99\%}^{inv} \cdot \sigma_{est} \quad (71)$$

Nestas equações, L_{inf} e L_{sup} são os limites de credibilidade inferior e superior; $t_{99\%}^{inv}$ é o t de Student na função de distribuição inversa cumulativa usando $N_s - 1$ como grau de liberdade para a probabilidade de 99%; e σ_{est} representa a incerteza das partículas.

Outro monitoramento utilizado foi referente a degeneração, que foi monitorada pelo parâmetro de número efetivo de partículas, \hat{N}_{eff} , dado pela Equação 53:

Já o empobrecimento da amostra, imposto pela etapa de reamostragem, foi monitorado por histogramas da distribuição de pesos após a reamostragem.

Esta dissertação também avaliou uma nova ferramenta para monitoramento do desempenho do filtro. A ferramenta em questão é baseada na análise de séries temporais. Esta análise possui forte aplicação no contexto de controle e predição como se pode notar pelo trabalho de Box *et al.* (2015). Neste trabalho, intentou-se a sua utilização a partir do pressuposto que as incertezas (não aleatórias) que de maneira geral são um desconhecimento do processo real, implicam em diferenças do valor exato e observado. Deste modo, podem ser vistas como uma série temporal e então serem analisadas.

Uma série temporal são observações sequencias no tempo, por exemplo, as observações exata, medida e estimada do sistema. Todavia, o monitoramento avaliado não é baseado de forma direta nas observações exata, medida e estimada do sistema e sim na diferença entre elas. Isto é, analisam-se duas séries temporais

que são: série temporal 1 dada pelas diferenças entre o valor exato e o valor medido; série temporal 2 dada pelas diferenças entre o valor exato e o valor estimado.

A análise destas séries foi baseada no *sample autocorrelation*, que permite analisar se há correlação entre os integrantes da série temporal. Pela análise da série temporal 1, avalia-se a existência de incerteza correlacionada. Obviamente o *sample autocorrelation* não detecta diferenças aleatórias, *i.e*, incertezas aleatórias. O que não deprecia a análise, pois, incertezas aleatórias não podem ser reduzidas (SULLIVAN, 2015). Pela análise da série temporal 2, pode-se inferir se houve a redução desta incerteza pela aplicação do filtro.

Box *et al.* (2015) apresentam as formulações matemáticas para obtenção do *sample autocorrelation* que é melhor analisado a partir de um gráfico. O *software* Matlab possui uma função já implementada com as formulações do *sample autocorrelation* e retorna um gráfico para análise. Neste trabalho foi utilizada a função *autocorr* do Matlab para análise das séries temporais 1 e 2.

7.4 Controle preditivo com NMPC

O NMPC implementado aqui tomou três componentes como base: os parâmetros de sintonia; um modelo do processo; e, uma otimização baseada em modelo. Deste modo, iniciou-se sua implementação com a obtenção dos parâmetros de sintonia com a análise de *step response*. Os parâmetros obtidos, a partir dessa análise, foram os horizontes de modelo, predição e controle utilizando as Equações 63, 64 e 65. A sintonia dos pesos neste trabalho não foi necessária, pois, foi considerada somente uma variável controlada, a saber, a vazão de petróleo. O controle foi feito pela manipulação da injeção de água.

O modelo utilizado no controle foi descrito na Seção 3.3, e a sua solução seguiu a metodologia da Seção 7.2.

A resolução do problema de otimização baseada em modelo foi obtida com o *Particle Filter Optimization*, *i.e*, Filtro de Partícula SIR. Foi considerada a reformulação do problema de otimização como um problema de filtragem conforme

Seção 5.3.1. Onde a função objetivo foi a minimização da diferença entre o *set point* e a estimação.

O NMPC com estimação de estado utilizando APF para estimação e PFO para etapa de otimização, é referenciado neste trabalho pela sigla APFO-NMPC.

7.5 Descrição do estudo de caso

O estudo de caso considerado foi referente ao escoamento bifásico imiscível óleo-água em um meio poroso homogêneo, isotrópico e bidimensional. Neste trabalho, foi considerado o padrão *five-spot* (CHEN; HOO, 2012). Neste padrão, os poços onde a água é injetada estão localizados nos quatro cantos do reservatório e o poço de produção localizado no centro do reservatório. Por simetria, apenas 1/4 do reservatório é considerado.

As saturações residuais foram consideradas como nulas. As viscosidades da água e óleo foram, respectivamente, $\mu_w = 0.001 \text{ kg/ms}$ e $\mu_n = 0.002 \frac{\text{kg}}{\text{ms}}$ (MOZOLEVSKI; SCHUH, 2013; HELMIG, 2007; CARVALHO, 2005). A porosidade foi considerada constante em todo o domínio $\phi = 0.2$ (CARVALHO, 2005; HELMIG, 2007). A permeabilidade absoluta foi tomada com um tensor diagonal da ordem de 10^{-13} m^2 e determinada a partir de uma variação crescente em função da linha da malha como mostra a Figura 13, e é baseada em Chen e Hoo (2012). A permeabilidade relativa foi obtida pelas Equações 3 e 4.

As dimensões do reservatório foram tomadas com sendo de 100x100 metros (CARVALHO, 2005). As condições de contorno nos poços injetor e produtor, respectivamente, foram: $P_{\text{injetor}} = 2 \times 10^9 \text{ Pa}$ e $\frac{0.1 \text{ m}^3}{\text{dia}} \leq Q_{\text{produtor}} \leq 2 \text{ m}^3/\text{dia}$. A Figura 12 mostra a esquematização do estudo de caso abordado.

O modelo para geração de medidas e o modelo utilizado na estimação e controle foram discretizados espacialmente com 40000 volumes e 900 volumes, respectivamente. O passo no tempo adotado foi de 1 dia, tanto para a geração de dados quanto para o controle com estimação.

O APFO-NMPC teve como objetivo controlar a vazão de óleo em um ótimo estipulado. O ótimo deste estudo de caso foi configurado em 1.81 m^3 do dia 1 até o dia 30, entre o dia 30 e o dia 60 o *set point* decresceu 0.02 m^3 ao dia até estacionar

no valor de 1.21 m^3 . Este valor foi mantido até o dia 150, a partir de então o set point recebeu incrementos de 0.03 m^3 até o dia 175 e então foi mantido em 1.96 m^3 até o dia 180 onde foi encerrada a simulação.

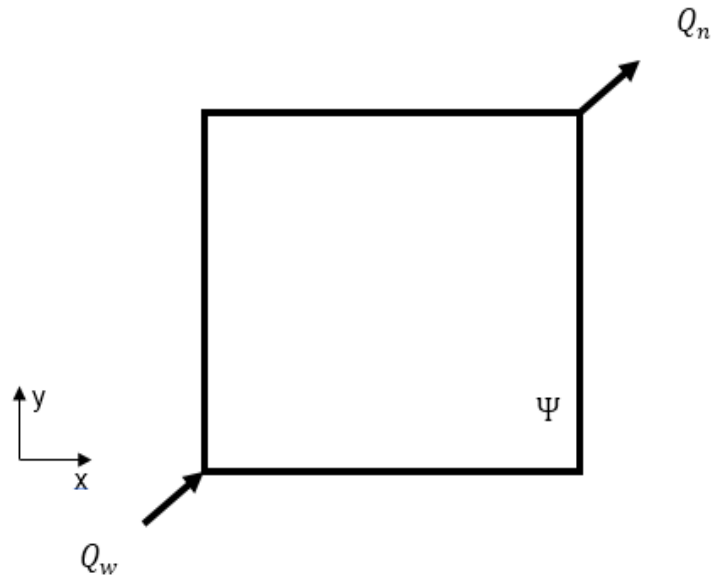


Figura 12 - Geometria do estudo de caso.

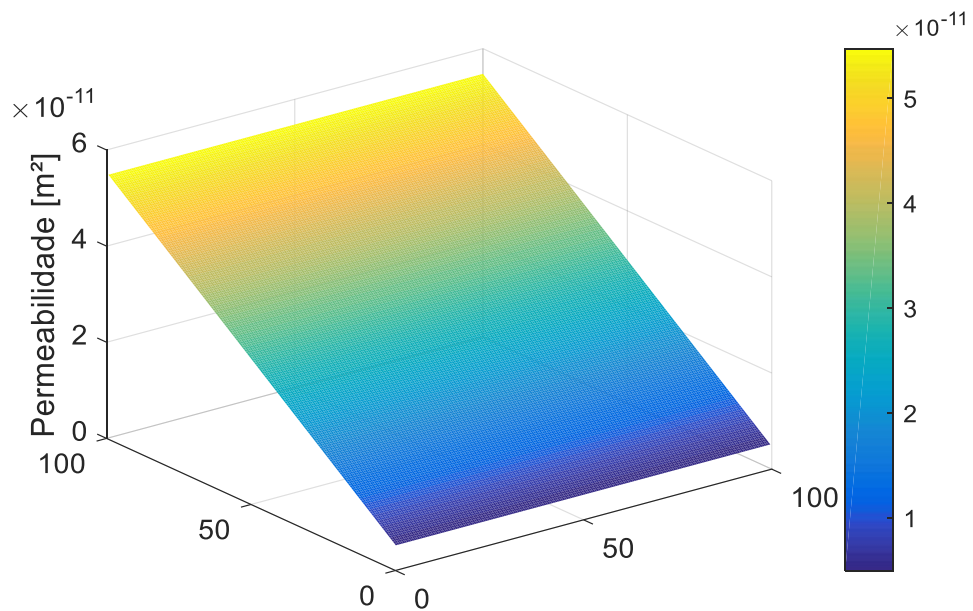


Figura 13 - Campo de permeabilidade do estudo de caso.

8 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os principais resultados de todas as etapas da metodologia proposta, acompanhados de uma discussão sobre seus significados.

8.1 APFO-NMPC

Para calibração do APFO-NMPC procedeu-se com a análise de *step response*. A Figura 14 mostra o *step response* do modelo considerando a variável de entrada como sendo a vazão de água no poço injetor e a vazão de óleo no poço produtor como variável de saída. A condição inicial da variável de entrada foi fixada em $0.1 \text{ m}^3/\text{dia}$ a partir do tempo zero até o dia 20. A partir do dia 21 a variável de entrada foi mantida em $2.0 \text{ m}^3/\text{dia}$ devido a aplicação de um passo de $1.99 \text{ m}^3/\text{dia}$.

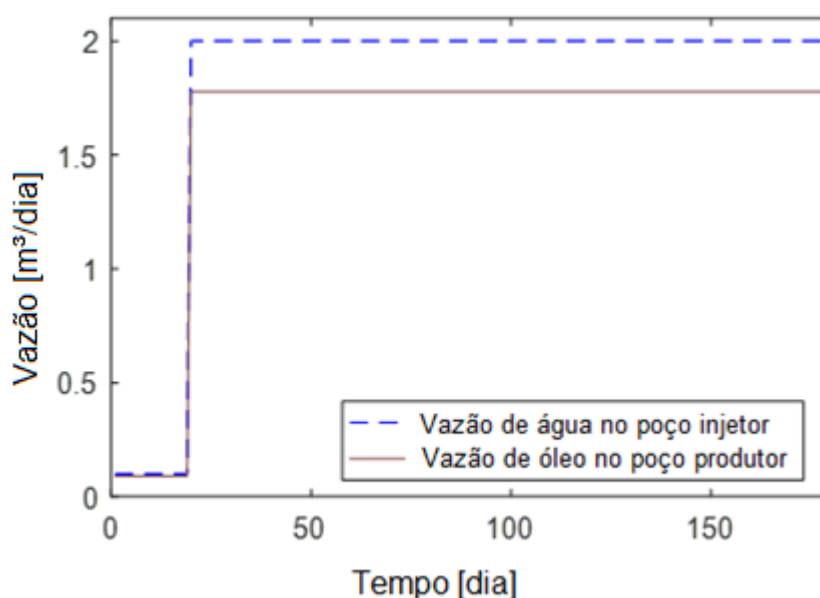


Figura 14 - *Step Response* para o problema em estudo.

Baseado no *step response* do modelo imiscível adotado, onde há somente um produtor e um injetor, a análise dos resultados mostra que o modelo alcança o estado estacionário rapidamente para a variação aplicada. Isto é, em termos quantitativos, após aplicar o *step* em um tempo discreto, o próximo tempo já alcança o ponto estacionário ao se manter o degrau dado. Tendo em vista que o intuito da análise é para definir o horizonte do modelo, pode-se imaginar que seria conveniente aplicar o mesmo teste em tempos discretos diferentes, e

consequentemente poder diminuir o tempo amostral. Entretanto, o passo no tempo adotado é condizente e satisfatório com a dinâmica de tempo do controle supervisorio como aponta Saputelli *et al.* (2006). Portanto, o horizonte do modelo deste trabalho foi de $N_{hori} = 1 \text{ dia}$.

Desta maneira, o horizonte de controle pôde ser definido pelas Equações 63 e 64, como pela Equação 64 o horizonte de controle foi menor do que 1 dia, e, portanto, inconsistente com o passo no tempo adotado neste trabalho, o horizonte de controle foi definido como sendo igual a $M_{hori} = 5 \text{ dias}$, valor mínimo dado pela relação da Equação 63. Deste modo, a partir da Equação 65, o horizonte de predição foi assumido como sendo igual a 6 dias.

Os parâmetros de sintonia foram aplicados ao APFO-NMPC e então iniciado o *loop* apresentado na Figura 10. A Figura 15 mostra o resultado do APFO-NMPC aplicado ao estudo de caso da Seção 7.5.

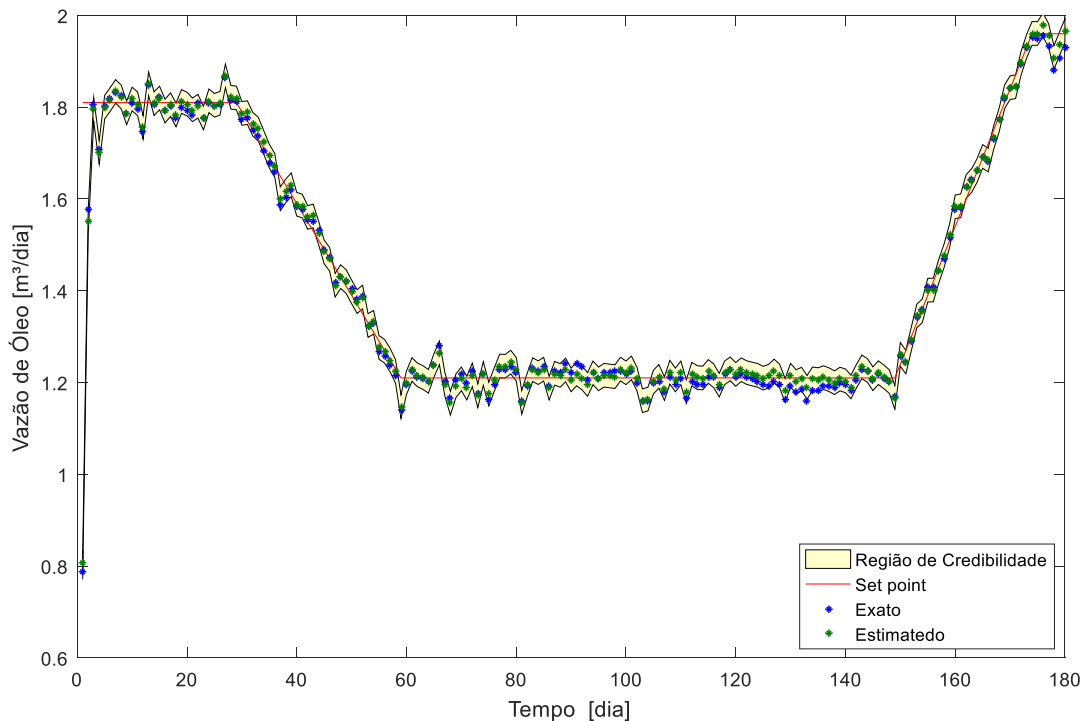


Figura 15 - Controle preditivo não linear com estimação.

O esquema de controle com estimação empregado foi analisado por meio de teste servo ao longo do tempo, considerando mudanças no *set point* da vazão de óleo produzido. Pode-se observar que a resposta exata do processo (pontos azuis) e a resposta estimada (pontos verdes), ambas controladas com o mesmo sinal de controle obtido pelo APFO-NMPC, estiveram sempre ao entorno do *set point*. Desta

maneira, pode-se notar que o APFO-NMPC foi capaz de garantir o controle usando soluções ótimas para a manipulação da injeção de água.

Isso demonstra que os desafios impostos pelas não-linearidades, modelos com diferentes refinamentos foram tratados com robustez pelas ferramentas propostas. Em específico, o PFO aplicado ao estágio de otimização do NMPC pôde resolver satisfatoriamente a função objetivo como observado pela manutenção da produção no *set point*. Contudo, a análise da Figura 15 mostra que existem pequenos desvios entre o processo estimado e o processo real, porém, a tarefa do PFO no APFO-NMPC é resolver o problema de otimização para obter o sinal de controle (a Figura 15 mostra o sucesso desta tarefa), e os desvios mencionados são referentes à etapa de estimação utilizando o APF. Uma melhor compreensão dos resultados da estimação é dada a seguir, mas, dois pontos podem ser destacados de antemão na análise da Figura 15 em relação aos desvios. Primeiro, esses desvios são mínimos quando se leva em conta a complexidade da tarefa de filtragem em problemas de alta dimensão. Por exemplo, Snyder *et al.* (2008) mostraram que, para um problema de dimensão igual a 200, cerca de 10^{11} partículas são necessárias para evitar a degeneração e consequentemente evitar o colapso do filtro. Neste estudo de caso, o modelo utilizado para avaliação foi de dimensão igual a 900, e apenas 1000 partículas foram utilizadas. Outro ponto, é quando se considera a região de credibilidade, com exceção de alguns raros desvios, a solução estimada pode ser considerada igual à solução exata.

A Figura 16 mostra a condição inicial para o modelo exato e a Figura 17 mostra a condição inicial para o modelo da estimação.

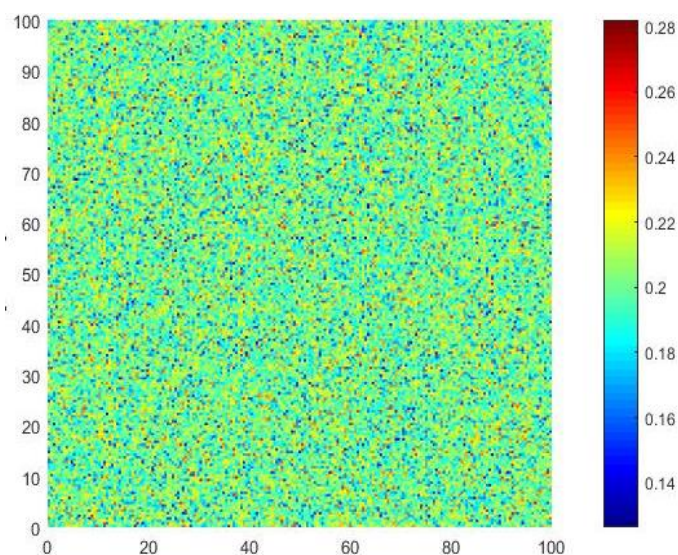


Figura 16 - Condição inicial para o campo de saturação.

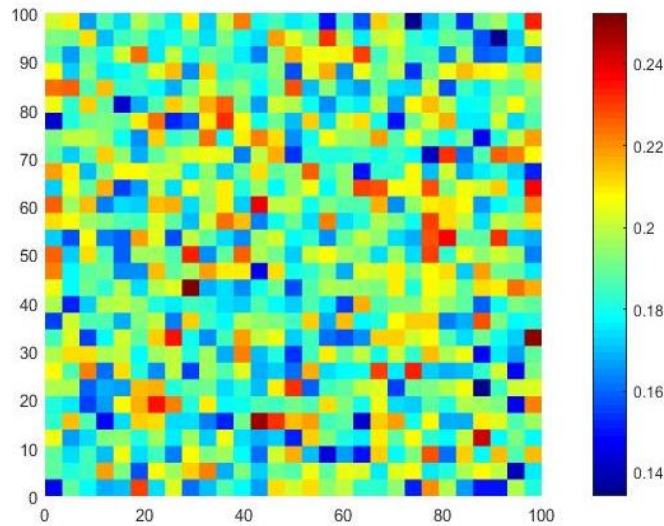
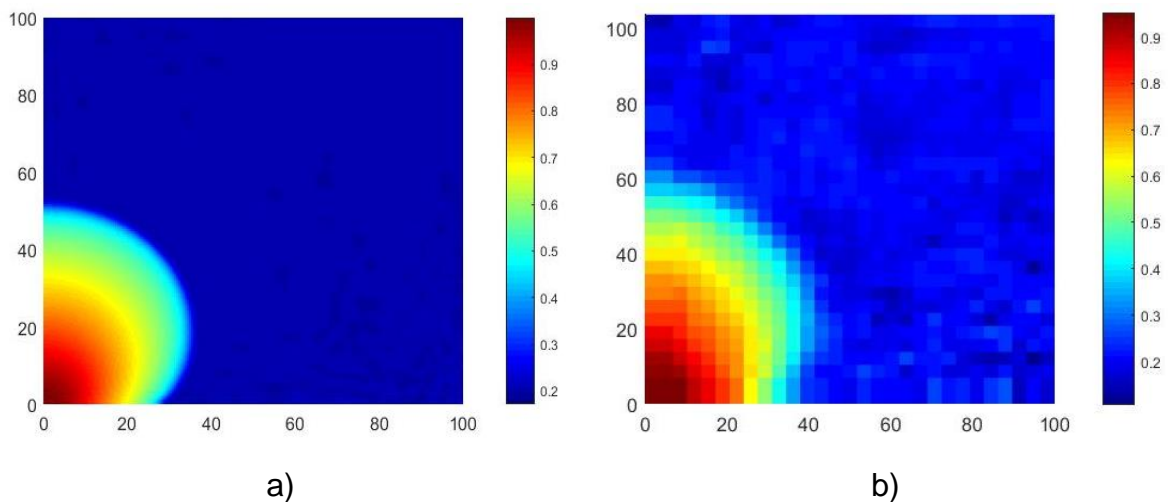


Figura 17 - Condição inicial para o campo de saturação utilizada na estimação.

Além de ficar evidente o refinamento da malha nota-se também a desigualdade das condições iniciais. Ambas as impressões, acerca do refinamento e desigualdade, possibilitam visualizar os obstáculos impostos à etapa de estimação, e retratam a realidade: a desigualdade do processo real e a sua simulação.

A Figura 18 mostra o comportamento do campo de saturação durante a simulação. As Figuras 18.a e 18.c são referentes a solução exata, já as Figuras 18.b e 18.d são os campos de saturação estimados. Percebe-se pelas Figuras 18.b e 18.d que mesmo com as desigualdades impostas a etapa de estimação de estados, conseguiu manter a solução com um comportamento próximo da solução exata.



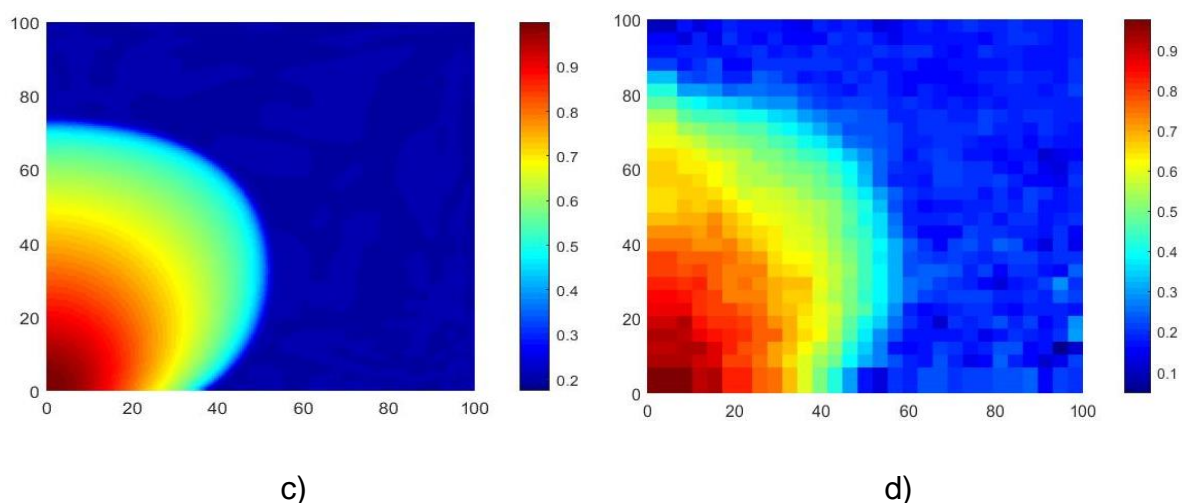


Figura 18 - Campo de saturação durante a simulação para a solução exata e estimada a) Exato - dia 90; b) Estimado - dia 90; c) Exato - dia 180; d) Estimado - dia 180.

A Figura 19 mostra a observação do sistema com e sem ruído e a sua estimação. Além destas observações, a Figura 19 mostra também a região de credibilidade para a estimação da fração de produção de óleo no poço produtor. Essa região foi calculada a partir das Equações 70 e 71. Nota-se que a estimação esteve sempre próxima a solução exata.

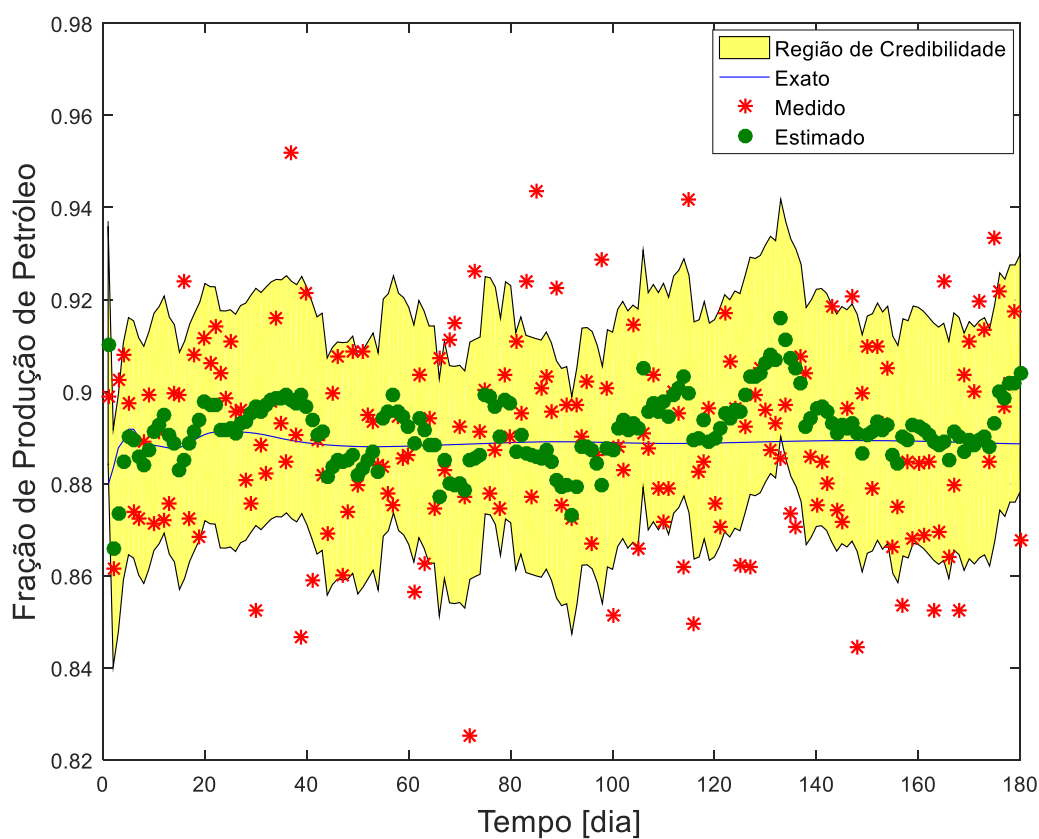


Figura 19 - Fração de produção de óleo.

Nesta representação, o erro adicionado à medida exata torna-se mais claro. Embora muitas das medidas ruidosas estejam incluídas na região de credibilidade, note-se que a APF conseguiu filtrar o ruído evitando grandes oscilações e mantendo a estimação sempre próxima da medida exata.

De posse das observações exata, medida e estimada do sistema, mostradas na Figura 19, obteve-se as séries temporais 1 e 2 descritas na Seção 7.3. As quais foram utilizadas para análise de autocorrelação. A Figura 20 mostra o resultado do *sample autocorrelation* de acordo com o número de passos (*lags*) dados nos valores passados da sequência analisada para capturar a dependência temporal ou sazonal. Nesta representação, percebe-se que há uma significativa autocorrelação entre a diferença do valor medido e o valor exato.

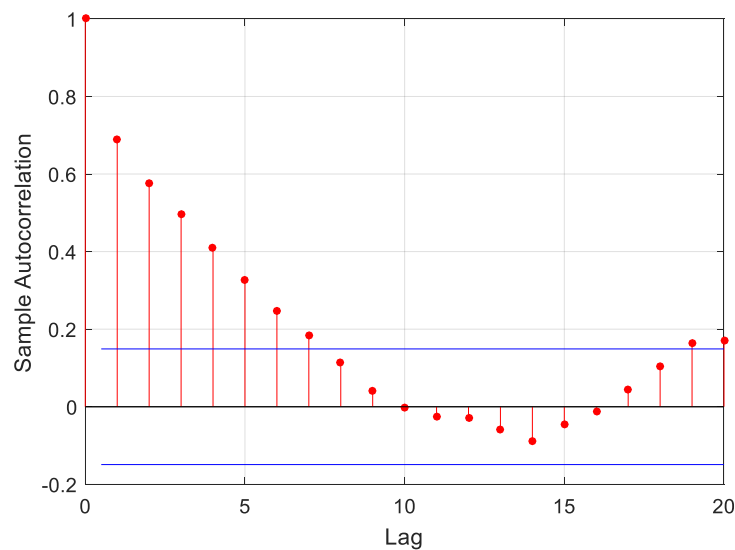


Figura 20 - Sample autocorrelation para série temporal1.

A autocorrelação decai lentamente até o $lag = 7$ e, após esse lag , permanece dentro da região nula dada pelos limites de confiança. Isso significa que a sequência tem memória, de modo que os valores atuais dependem dos valores passados. O perfil observado implica que um modelo autoregressivo de primeira ordem poderia ser suficiente para modelar a série temporal 1. A incerteza contida nesta série pode ser reduzida, uma vez que não é aleatória. Essa incerteza provavelmente é o resultado das diferenças de refinamento dos modelos e o erro de medição adicionado. A Figura 21 mostra a ação do filtro sobre a incerteza mostrada na Figura 20.

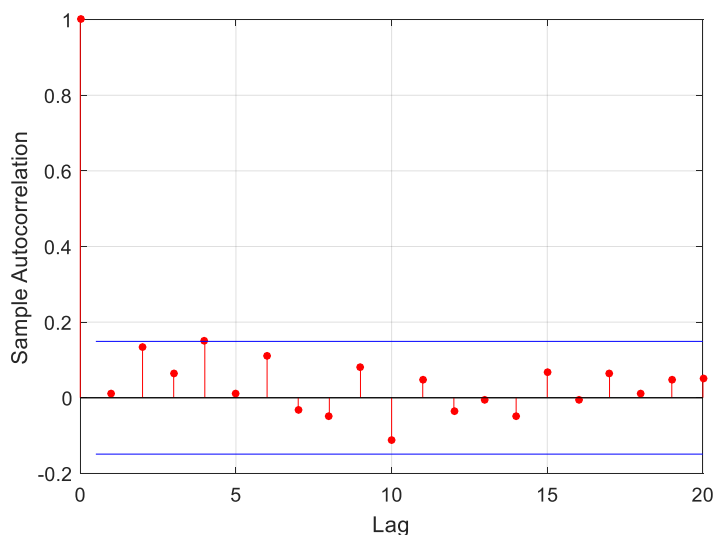


Figura 21 - *Sample autocorrelation* time série 2.

Percebe-se que a diferença entre o valor exato e o valor estimado não tem correlação e é totalmente aleatória. Apontando, então, que o APF foi capaz de filtrar as incertezas.

A Figura 22 apresenta o número efetivo de partículas ao longo das estimações em cada tempo discreto. Os valores apresentados na figura foram calculados a partir do produto entre o resultado da Equação 53 e o número de partículas.

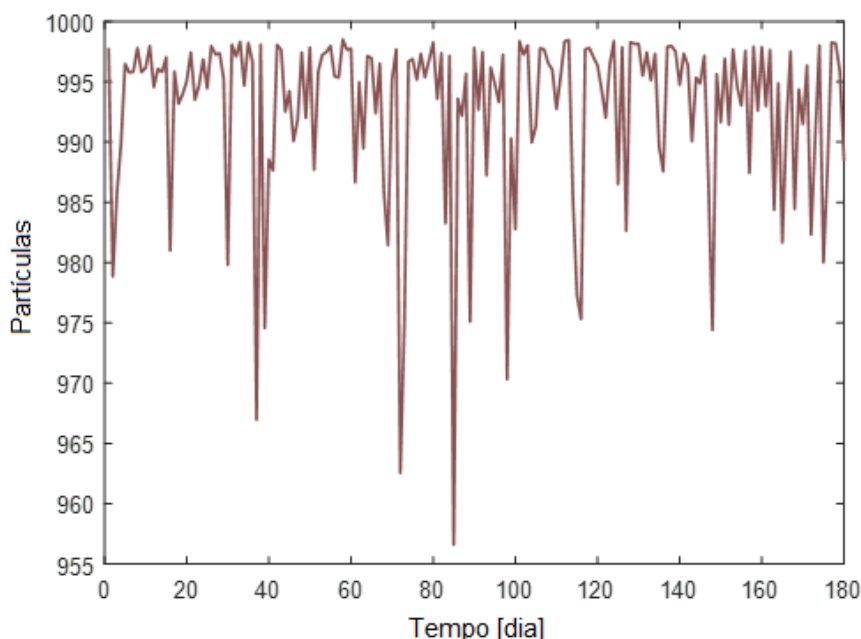


Figura 22 -Número Efetivo de Partículas.

O número efetivo de partículas foi proposto como parâmetro de degeneração do Filtro tendo em vista que se tratava da estimação de um problema de alta dimensão, o que requer atenção devido à maldição da dimensionalidade. A Figura 22 mostra

que o APF manteve a eficiência das partículas acima de 95%, o que é um bom resultado.

Devido ao fato de que o Filtro APF também utiliza etapas de reamostragem, foi proposto o monitoramento do empobrecimento do conjunto de amostra após a reamostragem. A Figura 23 mostra alguns histogramas do peso das partículas. Percebe-se pelos variados tempos do dia 1 até o dia 180 que não houve o empobrecimento da amostra. Indicando que a etapa de reamostragem não influenciou negativamente na estimação.

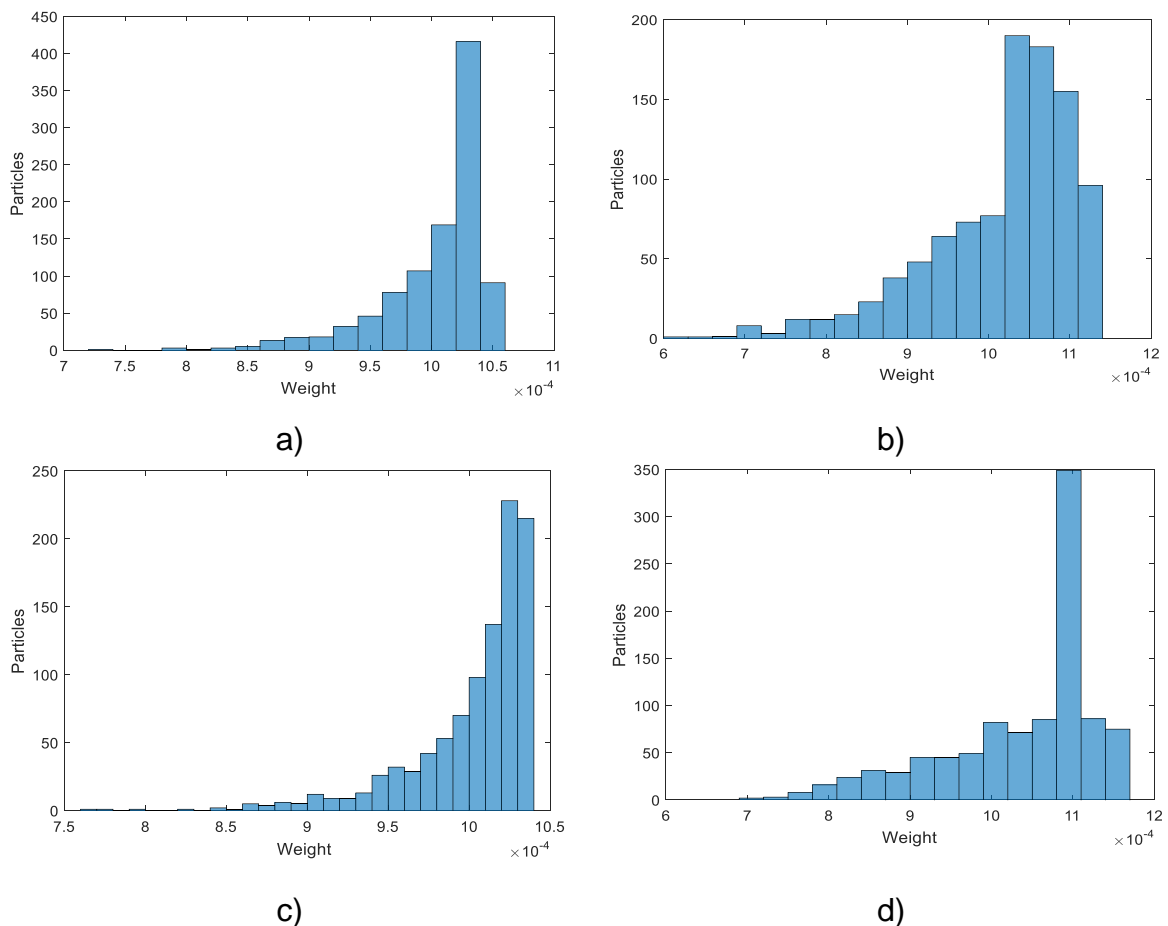


Figura 23 - Distribuição dos pesos após a reamostragem: a) dia 1; b) dia 50; c) dia 110; e d) dia 180.

Os resultados referentes a estimação demonstram que os desafios impostos por não-linearidades, incertezas e modelos com refinamentos diferentes foram superados pelas ferramentas usadas.

Os métodos que constituíam o APFO-NMPC como a otimização de busca randômica, amostragem sequencial e entre outros, possuem como característica a aleatoriedade. Em outras palavras, são diferentes de métodos determinísticos que definidos os parâmetros sempre irão chegar ao mesmo lugar pelo mesmo caminho. Deste modo, o estudo de caso foi utilizado também para analisar se o APFO-NMPC

conseguiria alcançar repetidas vezes o objetivo que lhe foi proposto. Portanto, o mesmo problema foi simulado mais duas vezes com os mesmos parâmetros da simulação analisada anteriormente. A Figura 24 e 25 mostram as duas repetições do APFO-NMPC no controle da dinâmica do processo de produção de petróleo.

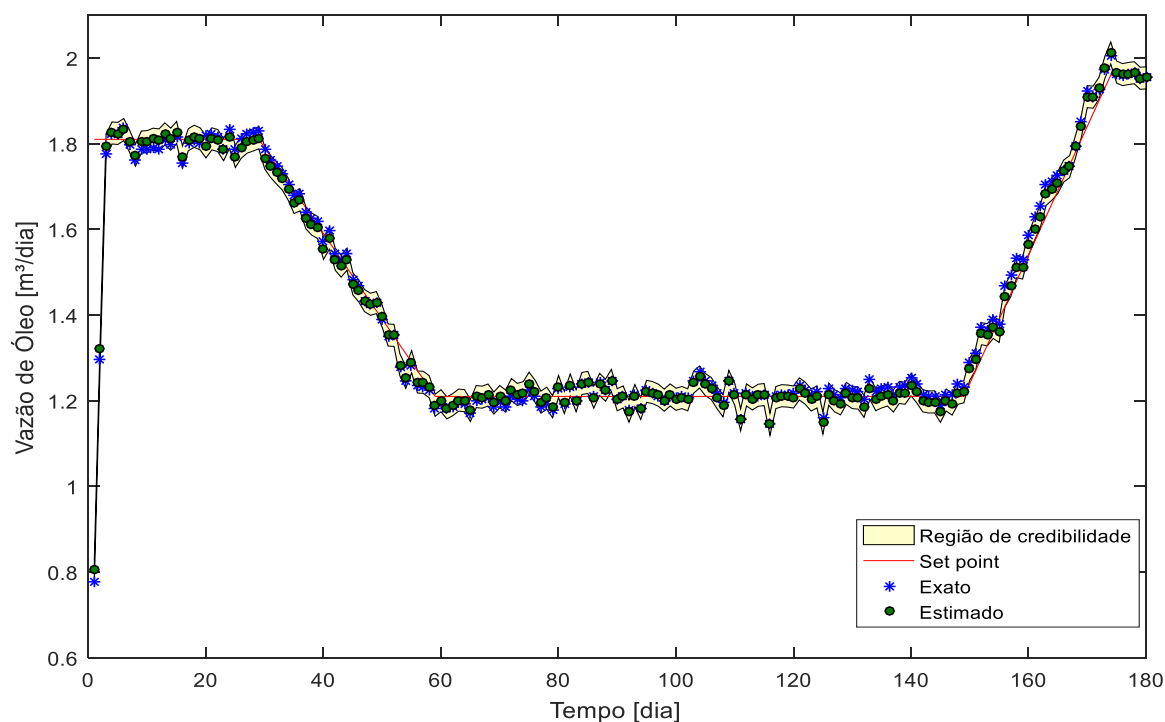


Figura 24 – Primeira repetição da aplicação do APFO-NMPC ao estudo de caso.

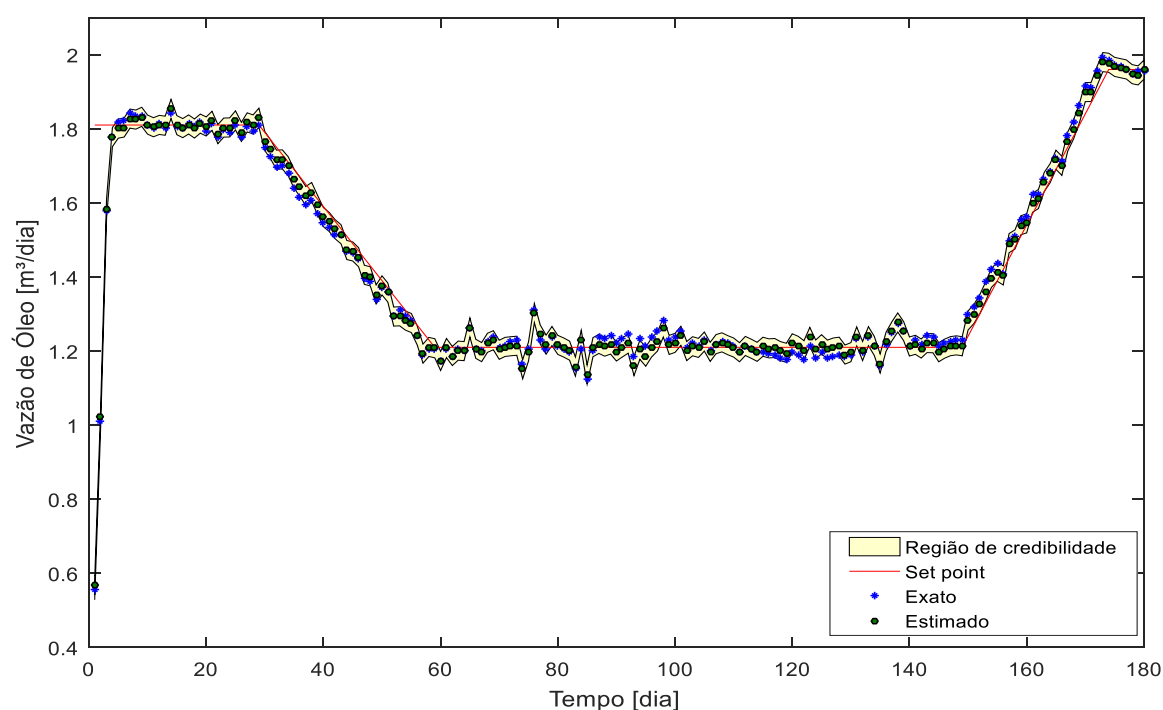


Figura 25 – Segunda repetição da aplicação do APFO-NMPC ao estudo de caso.

O aspecto não determinístico pode ser notado pelas pequenas diferenças nos perfis da solução apresentados nas figuras. Porém, nota-se pelas representações que o APFO-NMPC manteve a solução no *set point* nas diferentes simulações. O que demonstra o potencial da ferramenta. Os resultados referentes aos detalhes da estimação explorados anteriormente não são apresentados novamente. Em contrapartida, são apresentados outros detalhes do APFO-NMPC relacionados à sistemática de controle.

A Figura 26 mostra a nuvem de solução obtida com a simulação do estudo de caso mostrado na Figura 25 entre o tempo 1 e 6 dias.

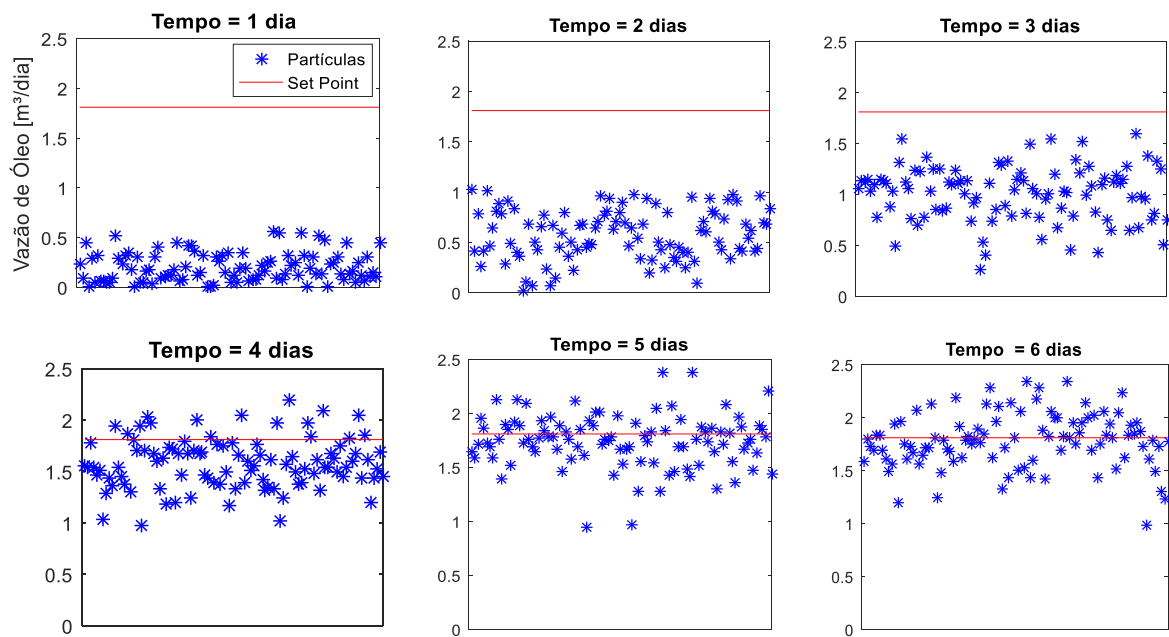


Figura 26 – Nuvem de soluções para os tempos 1 a 6 dias.

Nestas representações, o *set point* está fixo e a nuvem de soluções, que está distante do mesmo, gradualmente se aproxima do ponto de ótimo. Em outras palavras, o PFO apenas com seu mecanismo de amostragem conseguiu mover a nuvem de soluções até o ponto de ótimo. A análise desses resultados é importante pois um dos pontos destacados por Liu *et al.* (2016) é a importância de se utilizar um função alvo (*target*) que indicaria uma melhor região de amostragem. Nota-se que mesmo sem uma função que retornaria um alvo, o PFO conseguiu caminhar em direção ao ponto de ótimo. Esse fato não contraria a utilização de tal função, mas demonstra que a depender do problema a amostragem usual sem o seu uso não inviabiliza a aplicação do PFO.

A Figura 27 também é referente a simulação dinâmica da Figura 25, porém, o intervalo é referente aos dias 29 a 37. Esse intervalo é coincidente com o decréscimo no *set point* observado na Figura 25 durante o teste servo. Na Figura 27, é mostrada a variação do *set point* e a resposta da nuvem de soluções gerada pelo PFO. Ao analisar essa representação percebe-se que o PFO também é sensível a modificações quando se encontra ao entorno ótimo, pois, a nuvem de soluções perseguiu o ótimo em suas variações.

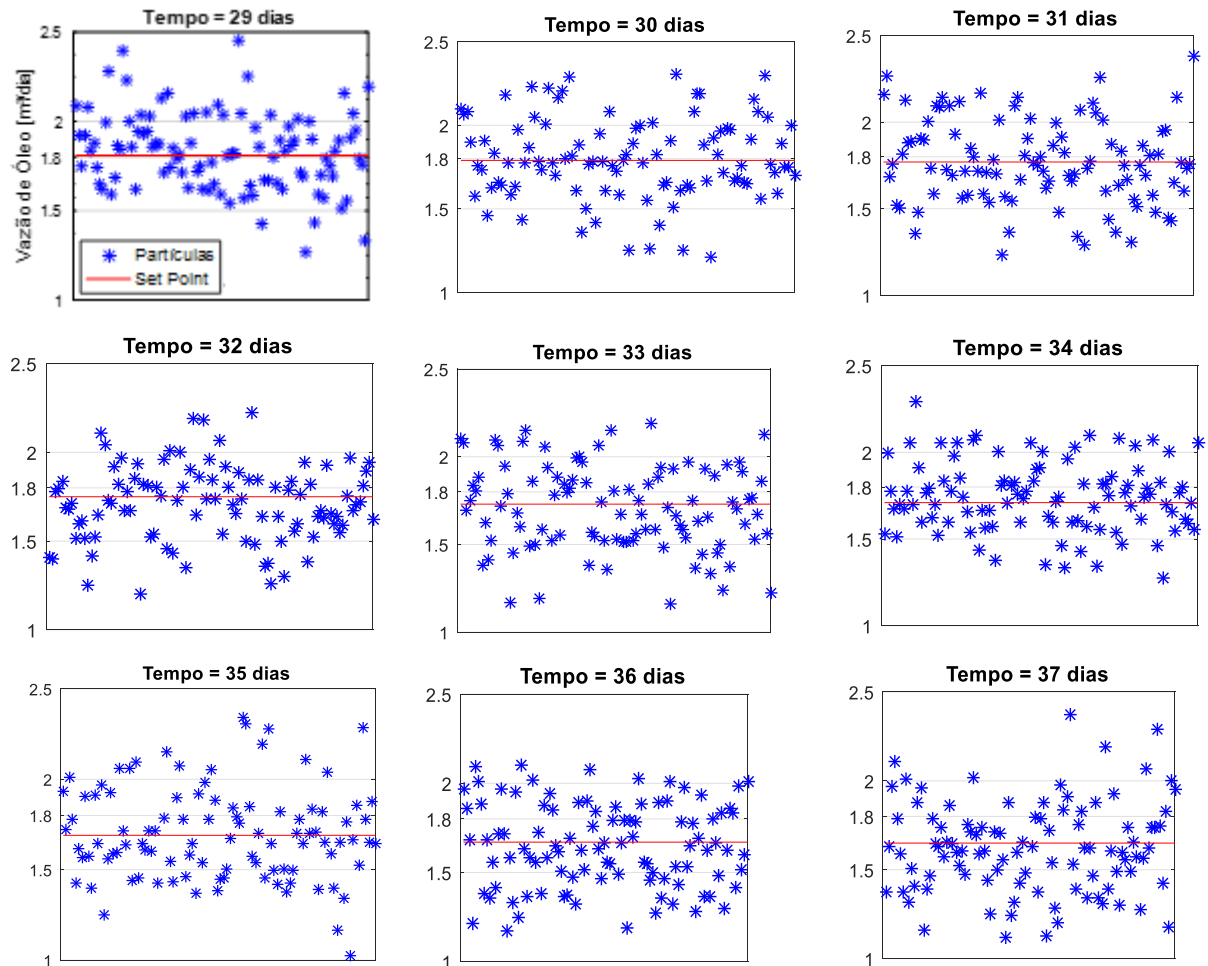


Figura 27 - Nuvem de soluções para os tempos 29 a 37 dias.

Nestas representações, onde as nuvens de soluções são apresentadas, visualizando o problema de otimização como um problema de filtragem, as partículas são amostras de valores ruidosos da função ideal, isto é, o valor ruidoso do *set point*. As nuvens de solução são, portanto, distribuições de probabilidades que percorrem o espaço de solução em busca do valor da função ideal. No PFO é a partir dessas distribuições de probabilidades que são obtidas as distribuições a posteriori de cada tempo discreto.

As distribuições de probabilidade apresentadas foram obtidas com a evolução de estados utilizando uma distribuição normal da variável manipulada, vazão de injeção de água, com média no valor igual a última entrada somada a um desvio padrão. A Figura 28 mostra o histograma de algumas dessas distribuições de probabilidade, especificamente os tempos de 1, 3, 6, 29, 33, 37 dias.

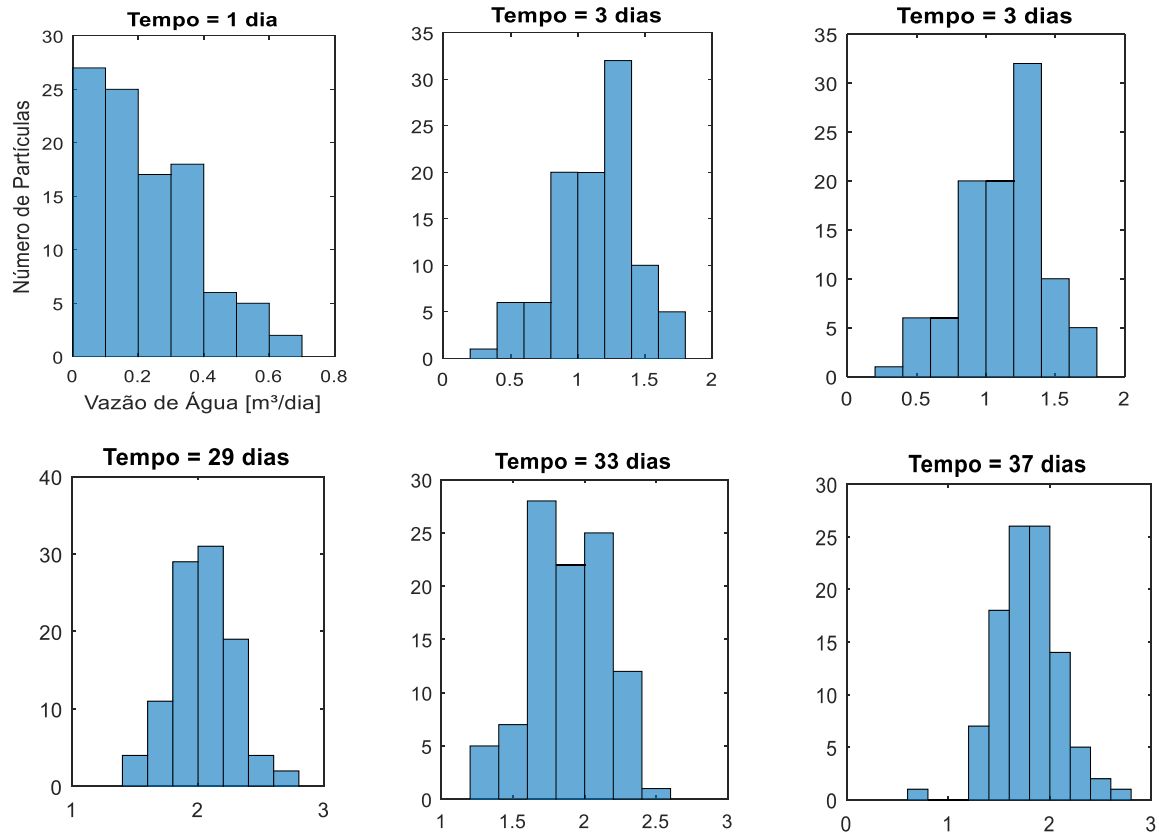


Figura 28 – Histograma da Variável manipulada.

No algoritmo do PFO, aos candidatos à solução ideal, mostrados nas Figuras 26 e 27, são atribuídos pesos. Esses pesos são utilizados para a reamostragem e consequentemente a obtenção da distribuição a posteriori. A Figura 29 mostra o histograma para a distribuição a posteriori do valor da função ideal nos dias 1, 3, 6, 29, 33 e 37 obtidas na simulação em análise.

Nota-se que os histogramas das soluções tendem a se concentrarem o mais próximo do ponto de ótimo, o que é condizente com o postulado de Zhou *et al.* (2014) de que a probabilidade a posteriori tende a degenerar no ótimo. As ações de controle foram obtidas com a média da distribuição a posteriori do valor da função ideal.

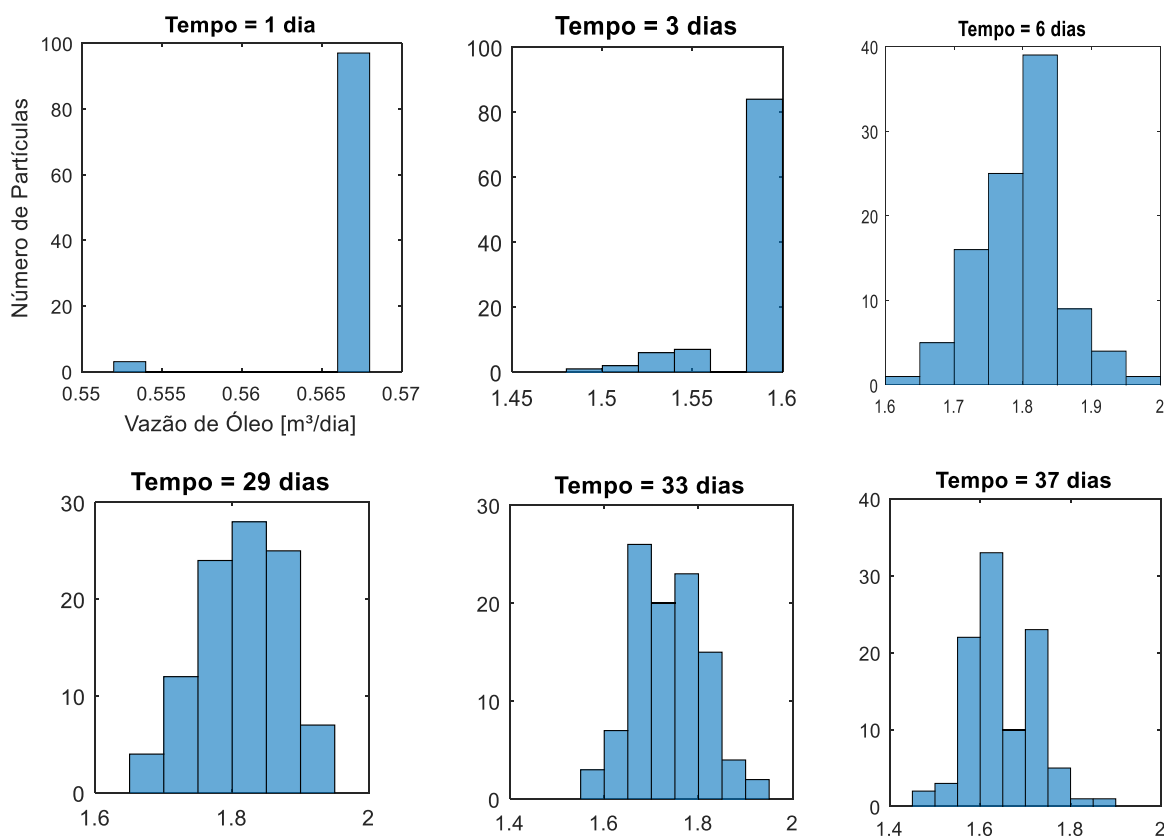


Figura 29 – Distribuição a posteriori da função ideal.

Outro ponto a respeito do APFO-NMPC em sua sistemática de controle é a obtenção do horizonte de predição que foi definido como 6 dias como mostrado no início do capítulo. A Figura 30 mostra o horizonte de predição para os tempos discretos 1, 27 e 148 dias. Foram calculados horizontes de predição em todos os tempos discretos da simulação, os resultados apresentados na Figura 30 foram escolhidos devido à dinâmica que os acompanham, e, desta forma, possibilitam avaliar o desempenho do APFO-NMPC. No dia 1 o controle precisou levar variável controlada até o *set point*; no dia 27 o ponto de ótimo estava constante e começou a decair requerendo que o controle manipulasse a vazão de água para que a vazão de óleo acompanhasse o *set point*; e no dia 148 ocorreu dinâmica no *set point*, pois, o mesmo saiu do estado estacionário e começou a subir. Nos três tempos, o horizonte de predição mostra que a ação de controle levou e manteve a produção no ótimo. Isto é, a etapa de predição do APFO-NMPC assim como os demais resultados também apresentou bons resultados.

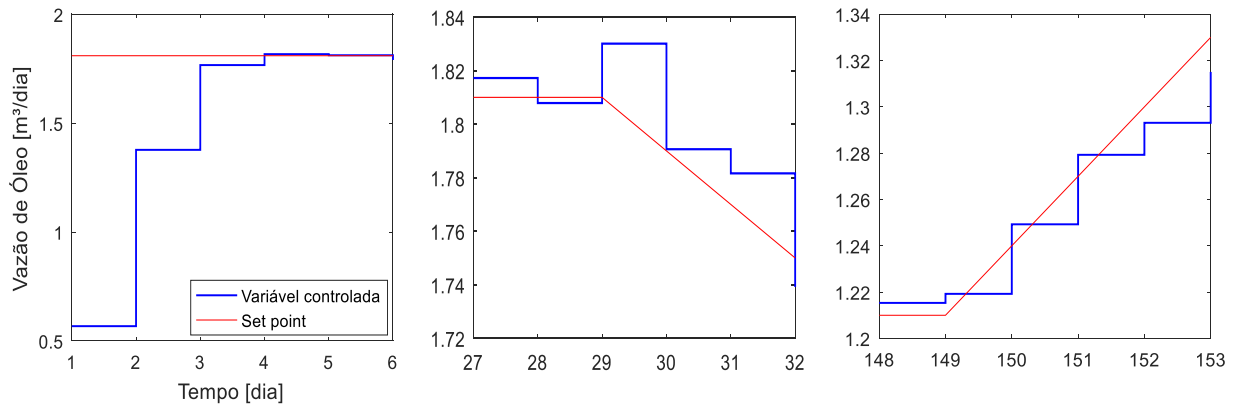


Figura 30 – Horizonte de Predição.

Portanto ao somar-se os resultados detalhados em relação a estimação e controle, nota-se que o APFO-NMPC conseguiu satisfatoriamente manter o controle da produção de petróleo. Por certo, a dinâmica, as incertezas e até a configuração do set point aqui abordados são uma versão simplificada da realidade, mas não deixam de impor desafios às ferramentas propostas, e demonstrar o seu potencial.

9 CONCLUSÃO E SUGESTÕES

O gerenciamento de reservatório de petróleo é uma das práticas que possibilita os sistemas de produção contribuírem para que a indústria de petróleo alcance produções que satisfaçam diversos requisitos. As não linearidades e incertezas têm sido apontadas, ao longo de anos, como os principais desafios do gerenciamento de reservatório. Esses desafios impactam fortemente o emprego das principais técnicas da atualidade como as técnicas de controle de preditivo baseado em modelo e a estimação de estados.

Nesta dissertação, as ferramentas foram propostas objetivando serem robustas aos desafios apontados acima. No controle preditivo baseado em modelo, as não linearidades impostas ao problema de otimização foram tratadas com a utilização do Filtro de Partículas fundamentado em uma reformulação do problema de otimização como um problema de Filtragem. Os resultados mostraram que a aplicação do PFO foi capaz de manter o processo no *set point*. Ademais, a etapa de estimação de estados colocada em linha o controlador e obtida com o APF, que lidou com as incertezas sem assumir hipóteses simplificadoras. Apresentou resultados consistentes não indicando degeneração e nem mesmo empobrecimento da amostra após a reamostragem.

A contribuição específica deste trabalho se dá nos seguintes aspectos: a aplicação de uma metodologia nunca explorada no contexto de reservatório de petróleo, i.e., a utilização do PFO e do APF em uma metodologia de NMPC, nomeada de APFO-NMPC; a difusão de técnicas robustas a desafios reais e atuais da indústria de petróleo, e; o incremento de técnicas para melhorias do processo de *waterflooding*.

As seguintes sugestões podem ser consideradas para trabalhos futuros:

- Avaliação do APFO-NMPC utilizando modelos geológicos.
- Aplicação da metodologia para controle supervisorio de múltiplos poços.
- Utilização de outros Filtros de Partículas como PFO, até mesmo o APF, pois, possui um filtro auxiliar para indicar um melhor espaço amostral, que é papel da função alvo utilizada no PFO.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AACKERMANN, P. E.. **Stochastic Optimization and Risk Management in the Production Optimization of Oil Reservoirs**. 2015. 59 f. Dissertação (M.Sc. degree in applied mathematics.) - Technical University of Denmark, Kongens Lyngby, 2015.

AARNES, J.; GIMSE, T.; LIE, K.-A. An Introduction to the Numerics of Flow in Porous Media using Matlab. **Geometric Modelling, Numerical Simulation, and Optimization**, p. 265–306, 2007.

ADES, M.; VAN LEEUWEN, P. J. The equivalent-weights particle filter in a high-dimensional system. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 141, n. 687, p. 484–503, 2015.

ANTUNES, R.; GONZALEZ, V. A Production Model for Construction: A Theoretical Framework. **Buildings**, p. 209–228, 2015.

ARULAMPALAM, M. S; MASKELL, S.; GORDON, N.; CLAPP, T. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear / Non-Gaussian Bayesian Tracking. **IEEE Transactions on Signal Processing** v. 50, n. 2, p. 174–188, 2002.

AZIZ, K. **Petroleum Reservoir Simulation**. Calgary: Elsevier, 1993

AZAD, A.; CHALATURNYK, R. J.; MOVAGHATI, S. Real-time reservoir model updating in thermal recovery : Application of analytical proxies and Kalman filtering. **Journal of Petroleum Science and Engineering**. v. 127, p. 196–211, 2015.

BANDAK, C. E. **POWER SYSTEMS STATE ESTIMATION**. 2013. California State University, 2013. 107 f. Dissertação (M.Sc. degree in Electrical & Electronic Engineering) - California State University, Sacramento, 2013.

BENNDORF, J.; JANSEN, J. D. Recent Developments in Closed-Loop Approaches for Real-Time Mining and Petroleum Extraction. **Mathematical Geosciences**, v. 49, n. 3, p. 277–306, 2017.

BEGUN, N. **Reservoir Parameter Estimation for Reservoir Simulation using Ensemble Kalman Filter (EnKF)**. 2009. 145 f. Dissertação (Master of Science) - Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet (NTNU).

BENGTSSON, T.; BICKEL, P.; LI, B. Curse-of-dimensionality revisited: Collapse of the particle filter in very large scale systems. **Probability and Statistics: Essays in Honor of David A. Freedman**, v. 2, p. 316–334, 2008.

BLANK, L. State Estimation Analysed as Inverse Problem. In: **Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007. p. 335–346.

BP (*British Petroleum*). **BP Energy Outlook**. Disponível em: <<https://www.bp.com/content/dam/bp/pdf/energy-economics/energy-outlook-2017/bp-energy-outlook-2017.pdf>>. Acesso em: 11 abril. 2017.

BP (*British Petroleum*). **BP Energy Outlook**. Disponível em: <<https://www.bp.com/content/dam/bp/en/corporate/pdf/energy-economics/statistical-review-2017/bp-statistical-review-of-world-energy-2017-full-report.pdf>>. Acesso em: 14 dezembro. 2017.

BP (*British Petroleum*). **What we do**. Disponível em: <<https://www.bp.com/en/global/corporate/what-we-do/upstream.html>> e <<https://www.bp.com/en/global/corporate/what-we-do/downstream.html>> . Acesso em: 05 janeiro. 2018.

BOX, G.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. **Time Series Analysis: Forecasting & Control (3rd Edition)**, 1994. Disponível em: <<http://www.amazon.com/Time-Series-Analysis-Forecasting-Control/dp/0130607746>>

CABRAL, L. **Quantificação de Incertezas Aplicada à Geomecânica de Reservatórios**. 2015. 195 f. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2015.

CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. **Model Predictive Control**. London: Springer London, 2007.

CAPOLEI, A. **Nonlinear Model Predictive Control for Oil Reservoirs Management**. 2013 57 f. Tese (PhD. em Matemática) - Technical University of Denmark, Lyngby, 2013.

CAPOLEI, A.; SUWARTADI, E.; FOSS, B.; JORGENSEN, J. B. Journal of Petroleum Science and Engineering A mean – variance objective for robust production optimization in uncertain geological scenarios. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 125, p. 23–37, 2015.

CARVALHO, D. K. E. **Uma Formulação do Método dos Volumes Finitos com Estrutura de Dados por Aresta para a Simulação de Escoamentos em Meios Porosos**. 2005. 188 f. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2005.

CARVALHO, R. F. **Controle Preditivo Baseado Em Modelo Com Estimção De Estados Restrita Para Controle E Monitoramento De Processos Não Lineares**. 2017. 140 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) - Universidade Federal do Espírito Santo, Alegre, 2017.

CHANG, X.; WANG, G.; GUO, H.; CUI, J.; WANG, T. A case study of crude oil alteration in a clastic reservoir by waterflooding. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 146, p. 380–391, 2016.

CHEN, Y.; HOO, K. A. Model parameter uncertainty updates to achieve optimal management of a reservoir. **Control Engineering Practice**, v. 20, n. 10, p. 1042–1057, 2012.

CHEN, Y.; HOO, K. A. Model parameter uncertainty updates to achieve optimal management of a reservoir. **Control Engineering Practice**, v. 20, n. 10, p. 1042–1057, 2012.

CHEN, Y.; MALLISON, B. T.; DURLOFSKY, L. J. Nonlinear two-point flux approximation for modeling full-tensor effects in subsurface flow simulations. **Computational Geosciences**, v. 12, n. 3, p. 317–335, 2008.

CHEN, Z. H. E. **Bayesian Filtering : From Kalman Filters to Particle Filters , and Beyond VI Sequential Monte Carlo Estimation : Particle Filters**. *Technical Report*, McMaster University, Canada, 2003.

CHEN, Z.; HUAN, G.; YUANLE, M. **Computational Methods for Multiphase Flows in Porous Media**. Filadélfia: SIAM, 2006.

CHEN, Z. **Reservoir Simulation: Mathematical Techniques in Oil Recovery**. 2. ed. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007.

CORDAZZO, J. **Simulação De Reservatórios De Petróleo Utilizando O Método Ebfvm E Multigrid Algébrico**. 2006. 272 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.

CREVILLÉN-GARCÍA, D.; WILKINSON, R. D.; SHAH, A. A.; POWER, H. Advances in Water Resources Gaussian process modelling for uncertainty quantification in convectively-enhanced dissolution processes in porous media. **Advances in Water Resources**, v. 99, p. 1–14, 2017.

DADASHPOUR, M.; ASA, S. Advanced History Matching Techniques Reviewed. In: **SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference held in Manama**, Bahrain, Setembro, 2011.

DILIB, F. A. **Closed-loop Feedback Control for Production Optimization of Intelligent Wells under Uncertainty**. 2013. 144 f. Tese (Doctor of Philosophy) - Imperial College London, Londres.

DOUCET, A.; ARNAUDISMACJP, E.; JOHANSEN, A. M. **A Tutorial on Particle Filtering and Smoothing : Fifteen years later**. *Technical Report*, 2008.

ECONOMIDES, M.J.; HILL, A.D.; EHLIG-ECONOMIDES, C.; ZHU, D. 2013. **Petroleum Production Systems**, 2nd ed. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ.

ESSEN, G. V.; REZAPOUR, A.; VAN DEN HOF, P. M.J.; JANSEN, J. D. Integrated dynamic optimization and control in reservoir engineering using locally identified linear models. **49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)**, p. 7643–7648, 2010.

ESSEN, G. M. VAN; HOF, P. M. J. VAN DEN. A Two-Level Strategy to Realize Life-Cycle Production Optimization in an Operational Setting. n. March 2012, p. 27–29, 2013.

FORTUNATO, T. B. **Modelagem e Simulação do Escoamento Bifásico Imiscível óleo e água em reservatório de petróleo**. 2015. 73 f. Dissertação (Bacharel em Engenharia Química) - Universidade Federal do Espírito Santo, Alegre, 2015.

FOSS, B. Control Engineering Practice Process control in conventional oil and gas fields — Challenges and opportunities. **Control Engineering Practice**, v. 20, n. 10, p. 1058–1064, 2012.

GLOSSARY SCHUM (*Schlumberger Oilfield Glossary*). **History Matching**. Disponível em: < http://www.glossary.oilfield.slb.com/Terms/h/history_matching.aspx >. Acesso em: 11 dezembro. 2017.

GREMA, A. S.; POPOOLA, L. T.; IDRIS, I. M.; ATIKU, K. G. Application of Nonlinear Model Predictive Controller (NMPC) to Oil Reservoir Waterflooding. **International Journal of Modeling and Simulation For The Petroleum Industry** p. 41–46, 2016.

HANSSEN, K. G.; FOSS, B.; TEIXEIRA, A. ScienceDirect Production Optimization under Production Optimization under Production Optimization under Uncertainty with Constraint Handling Uncertainty with Constraint Handling Uncertainty with Constraint Handling. **IFAC-PapersOnLine**, v. 48, n. 6, p. 62–67, 2015.

HASAN, A. **Optimization and Control of Petroleum Reservoirs**. 2013. 143 f. Tese (Doctor of Philosophy) – Norwegian University of Science and Technology, Trondheim.

HEIMHUBER, R. **Efficient History Matching for Reduced Reservoir Models with PCE-based Bootstrap Filters**. 2012. 69 f. Dissertação (Mestrado em Matemática), University of Stuttgart, Stuttgart.

HIRSCH, C. **Numerical Computation of Internal and External Flows**. 2ª. Edição. Butterworth-Heinemann, 2007.

JAFARINEJAD, S. Control and treatment of sulfur compounds specially sulfur oxides (SO_x) emissions from the petroleum industry : A review. **Chemistry International**. v. 2, n. 4, p. 242–253, 2016.

JANSEN, J.; BOSGRA, O. H.; HOF, P. M. J. VAN DEN. Model-based control of multiphase flow in subsurface oil reservoirs. **Journal of Process Control** v. 18, p. 846–855, 2008.

JAZWINSKI, A. H. Stochastic Processes and Filtering Theory, New York: Academic Press, 1970.

KAPIO, J., SOMERSALO, E., **Statistical and Computational Inverse Problems, Applied Mathematical Sciences**, Springer-Verlag, 2004

KANTAS, N.; MACIEJOWSKI, J. M.; LECCHINI-VISINTINI, A. Sequential Monte Carlo for Model Predictive Control. **LNCIS**. v. 384, p. 263-273, 2009.

KIUREGHIAN, A. D.; DITLEVSEN, O. **Special Workshop on Risk Acceptance and Risk Communication: Aleatory or epistemic? Does it matter?. Technical Report**, Stanford University, Stanford, 2007.

KLEIN, G. **Gerenciamento de reservatório de petróleo**. 2002. 62 f. Monografia (Bacharel em Engenharia de Produção) - Universidade Federal Do Rio De Janeiro, Rio de Janeiro, 2012.

KOLAS, S.; FOSS, B.; SCHEI, T. State estimation IS the real challenge in NMPC. **Int. Workshop on Assessment and Future Directions of NMPC**. Pavia, Italy, Setembro 5-9, 2008.

KROGSTAD, J. A. **Control-Switching Strategies for Reservoir Water-Flooding Management**. 2015. 117 f. Dissertação (Master of Science) - Curso de Cybernetics And Robotics, NTNU Faculty of Information Technology, Norwegian University of Science And Technology, Oslo, 2015.

LOEVEN, G. J. A. **Efficient uncertainty quantification in computational fluid dynamics** 2010. 232 f. Tese (PhD) – Department Aerodynamics. Faculty Aerospace Engineering, Technische Universiteit Delf, 2010.

LIE, K.-A. **An Introduction to Reservoir Simulation Using MATLAB User Guide for the Matlab Reservoir Simulation Toolbox (MRST)**. SINTEF ICT, 2014.

LIE, K.-A. **An Introduction to Reservoir Simulation Using MATLAB User Guide for the Matlab Reservoir Simulation Toolbox (MRST)**. SINTEF ICT, 2016.

LIU, B.; CHENG, S.; SHI, Y. **Particle Filter Optimization: A Brief Introduction**. In: TAN Y., SHI Y., NIU B. *Advances in Swarm Intelligence. ICSI 2016. Lecture Notes in Computer Science*, vol 9712. Springer, Cham.

LOPEZ, T. J. **Subsurface Flow Management and Real-Time Production Optimization Using Model Predictive Control**. 2011. 122 f. Dissertação (Master of Science Petroleum Engineering) - Texas A&M University.

LUNA, B. **Modelagem Automática de Escoamentos em Meios Porosos via Método dos Elementos Finitos**. 2012. 109 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

LUNDE, T. **Comparison Between Mimetic and Two-Point Flux-Approximation Schemes on PEBI-grids**. 2007. 80 f. Dissertação (Master of Science in Cybernetics and Robotics) - Norwegian University of Science and Technology.

LUNDE, T. **Non-linear model predictive control for an oil production network based on. Gas lift**. 2014. 85 f. Dissertação (Master of Science in Cybernetics and Robotics) - Norwegian University of Science and Technology.

LUO, X.; HOTEIT, I.; DUAN, L.; WANG, W. **Review of nonlinear Kalman, ensemble and particle filtering with application to the reservoir history matching problem**. In: RIGATOS, G.; SIANO, P. *Nonlinear Estimation and Applications to Industrial Systems Control*, NOVA, Series: Engineering Tools, Techniques and Tables, Mathematics Research Developments. 1-23. 2011.

MAGHSOUDI, B. **Study of Closed-loop Reservoir Management and Case Development for Production Optimization using Brugge model**. NTNU: Norwegian University Of Science And Technology, Oslo, 2016.

MALISKA, C. R **Transferência de Calor e Mecânica dos Fluidos Computacional**. 2ª. Edição. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos Editora, 2004

MATTAX, C. C.; DALTON, R. L. **Reservoir Simulation**. SPE Monograph Series, Vol 13, Society of Petroleum Engineers, Richardson, TX, 1990.

MELHUS, B. E. **Reservoir Uncertainty Evaluation**. 2015. 149 f. Dissertação (Master of Science in Petroleum Engineering) - Norwegian University of Science and Technology.

MELNIKOVA, Y. Z.; ANDREA L.; KATRINE S, KNUD M, K. History Matching Through a Smooth Formulation of Multiple-Point Statistics of Multiple-Point Statistics. **Mathematical Geosciences**, 47: 397, 2015.

MESBAH, A. Stochastic Model Predictive Control : An Overview and Perspectives for Future Research. **IEE CONTROL SYSTEM MAGAZINE**, 2016.

MEUM, P. **Optimal Reservoir control using nonlinear MPC and ECLIPSE**. 2017. 103 f. Dissertação (Master's Degree of Engineering Cybernetics) - Norwegian University of Science and Technology, 2007.

MIDTTUN, L. S. **Reservoir Management under Uncertainty**. 2015. 115 f. Dissertação (Master of Science in Cybernetics and Robotics) - NTNU: Norwegian University of Science And Technology, 2015.

MORADI, T.; RASAEI, M. Automated reservoir management using multi-objective simulation optimization and SA model. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 150, n. October 2016, p. 91–98, 2017.

MOYNER, O.; LIE, K. A multiscale two-point flux-approximation method. **Journal of Computational Physics**, v. 275, p. 273–293, 2014.

NAEVDAL, G.; MANNSETH, T.; VEFRING, E. H. Near-Well Reservoir Monitoring Through Ensemble Kalman Filter. **SPE/DOE Improved Oil Recovery Symposium**, n. 1, p. 1–9, 2002.

NAJAFIAZAR, B. **Mathematical Optimization in Reservoir Management**. 2014. 80 f. Dissertação (Master of Science in Cybernetics and Robotics) - NTNU: Norwegian University Of Science And Technology, Trondheim, 2015.

OECD. **About us**. Disponível em: <<http://www.oecd.org/about/membersandpartners/>>. Acesso em: 11 dezembro. 2017.

OGBEIWI, P.; ALADEITAN, Y.; UDEBHULU, D. An approach to waterflood

optimization : case study of the reservoir X. **Journal of Petroleum Exploration and Production Technology**, 2017.

OLIVER, D. S. et al. Computers & Fluids Distributed parameter and state estimation in petroleum reservoirs. **Computers and Fluids**, v. 46, n. 1, p. 70–77, 2011.

PEACEMAN, Donald. **Fundamentals of Numerical Reservoir Simulation**. Amsterdam: Elsevier, 1977.

PENNY, S. G.; MIYOSHI, T. A local particle filter for high-dimensional geophysical systems. **Nonlinear Processes in Geophysics**, v. 23, n. 6, p. 391–405, 2016.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. A survey of industrial model predictive control techonolgy. **Control Engineering Practice**. v.11, p. 733-764, 2003.

RAGHU, A. **Reservoir History Matching Using Constrained Ensemble Kalman**. 2014. 80 f. Dissertação (Master of Science in Process Control) - University of Alberta, 2014.

REFSGAARD, J.; SLUIJS, J.; HOJBERG, A.; VANROLLEGHEM, P. Uncertainty in the environmental modelling process: a framework and guidance. **Environmental Modelling & Software** v. 22, p. 1543–1556, 2007.

RIBEIRO, C. H. P. et al. Journal of Petroleum Science and Engineering Model Predictive Control with quality requirements on petroleum production platforms. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 137, p. 10–21, 2016.

RICKER, N. L. Model predictive control with state estimation. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, v. 29, n. 3, p. 374–382, mar. 1990.

SATTER, A.; BALDWIN, J.; JESPERSEN, R. **Computer-Assisted: Reservoir Management**. Oklahoma: Pennwell, 2000.

SEBORG, D. E.; EDGAR, T. F.; MELLICHAMP, D. A. **Process Dynamics and Control**. 3. ed. Danvers, MA: John Wiley & Sons, 2011.

SAPUTELLI, L.; NIKOLAOU, M. Real-time reservoir management: A multiscale adaptive optimization and control approach. **Computational Geosciences**, v 10, p. 61-96, 2006.

SILVA, R. S. DA. **Simulação de Escoamento Bifásico Oléo- Água em Reservatórios de Petróleo Usando Computadores Paralelos de Memória Distribuída**. 2008. 144 f. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2008

SIMON, D. **Optimal State Estimation**. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2006.

SHIMADA, K.; NISHIDA, T. Particle filter-model predictive control of quadcopters. **International Conference on Advanced Mechatronic Systems, ICAMechS**, p. 421–424, 2014.

SHUAI, Y. Shuai, Yuanyuan; White, Christopher Sun, Ting. Feng, Yin. A gathered EnKF for continuous reservoir model updating. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 139, p. 205–218, 2016.

SOPRANO, A. B. **Estudo e Implementação de um Modelo Composicional para a Simulação de Reservatórios De Petróleo**. 146 f. Dissertação (Mestre em Engenharia Mecânica). Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2013.

STAHL, D.; HAUTH, J. Particle filter - model predictive control. **Systems & Control Letters**, v. 60, p. 632–643, 2011.

STRAND, S.; SAGLI, J. R. MPC in Statoil - Advantages with In-house Technology. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 37, n. 1, p. 97–103, 2013.

SUBRAMANYAM, P. B.; LAKSHMINARAYANA, G. S.; PARAMESWARAN, S. Decoupled State-Estimation in Energy Control Centres. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 19, n. 16, p. 39–45, 1986.

SULEYMANOV, A. A. et al. Oil reservoir waterflooding efficiency evaluation method. v. 6466. September, 2016.

SULLIVAN, T. J. **Introduction to Uncertainty Quantification**. Springer International Publishing, 2015.

TARANTOLA, A. **Inverse Problem Theory**. Amsterdam: Elsevier, 1987

UUSITALO, L. et al. Environmental Modelling & Software An overview of methods to evaluate uncertainty of deterministic models in decision support. **Environmental Modelling and Software**, v. 63, p. 24–31, 2015.

UYSAL, G. et al. Comparison of Different Reservoir Models for Short Term Operation of Flood Management. **Procedia Engineering**, v. 154, p. 1385–1392, 2016.

VAN DEN HOF, P. M. J.; JANSEN, J. D.; HEEMINK, A. Recent developments in model-based optimization and control of subsurface flow in oil reservoirs. **IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)**, v. 1, n. PART 1, p. 189–200, 2012.

VAN LEEUWEN, P. J.; CHENG, Y.; REICH, S. **Nonlinear Data Assimilation**. Cham: Springer International Publishing, 2015. v. 2

ZHANG, Z. **Uncertainty Quantification for Integrated Circuits and Microelectromechanical Systems**. 2015. 168 f. Tese (Doctor of Philosophy in Electrical Engineering and Computer Science) Massachusetts Institute Of Technology, Massachusetts, 2015.

ZHOU, E.; FU, M. C.; MARCUS, S. I. .: **A particle filtering framework for randomized optimization algorithms**. Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference S. J. Mason, R. R. Hill, L. Mönch, O. Rose, T. Jefferson, J. W. Fowler eds. p. 647–654, 2008.

ZHOU, E.; FU, M.C.; MARCUS, S.I. 2014 **Particle filtering framework for a class of randomized optimization algorithms**. IEEE Trans. Automat. Contr. 59, 1025–1030. doi:10.1109/TAC.2013.2281132

ZLOCHIN, M., M.; BIRATTARI, N.; MEULEAU. 2004. **Model-based search for combinatorial optimization: A critical survey**. Annals of Operations Research 131:373– 395.

YOON, S. **Ensemble-based reservoir history matching using hyper-reduced-order models**. 2016. 106 f. Tese (Doctor of Philosophy in Civil and Environmental Engineering) Massachusetts Institute of Technology, , Massachusetts, 2016.